

修 士 論 文 の 和 文 要 旨

研究科・専攻	大学院 情報理工学研究科 情報・ネットワーク工学専攻 博士前期課程		
氏 名	樋口 利幸	学籍番号	1831127
論 文 題 目	カーリング AI を用いた戦略支援システム		
<p>要 旨</p> <p>カーリングは、「氷上のチェス」と言われるほど戦略性の高いゲームでありながら、その戦略の学習はコーチの口伝が中心で、体系的な戦略書は数えるほどしか存在しない。その理由の一例として、氷の状態やプレイヤーのスキルが一定ではなく、様々な状況を考慮して戦略を議論する必要があり、ゲームとしての戦略に落とし込みにくいことが挙げられる。カーリングと同じく不確定性を持つゲームの実用化された学習支援の一例として、バックギャモンが挙げられる。</p> <p>本研究では、コンピュータ上で動作するカーリングシミュレータであるデジタルカーリング上で動作するカーリング AI を用いて戦略支援を行うシステムの実現を目指す。カーリング AI は、経験豊富なプレイヤーでも勝つことが難しいレベルになっており、戦略学習支援として使用することも現実性を帯びてきている。</p> <p>提案システムでは、局面編集機能と候補手表示機能、局面解析機能の 3 つの機能をデジタルカーリングに追加した。局面編集機能は、局面を直感的にわかりやすく入力できる機能であり、戦略学習をしたい局面を自由に編集することを可能にした。候補手表示機能は、局面編集機能で作成した局面に対して、複数の個性ある AI によって具体的な候補手を、軌跡とアニメーションにより提示する機能であり、複数の AI の候補手やプレイヤーの選択手の比較を可能にした。局面解析機能は、カーリング AI を用いて有力な候補手を抽出し、手を評価するうえで客観的な指標となる得点の予測分布や期待勝率を求めることで、AI の思考の可視化を実現した。</p> <p>この提案システムがどの程度戦略学習に役立つか評価し、今後の改良に繋げるため、評価実験を行った。北見工業大学のカーリング部のカーリング経験者 10 名にシステムを使用させて、評価させた。その結果、戦略支援としての有用性において高い評価が得られた。一方、使用感に関しては使いにくいとの回答が見られたため、操作性に改善の余地があると考えられる。戦略支援機能としては、ショットの成功率やショット選択理由などの具体的な情報を示す機能が求められており、これらは局面解析機能により解決されたと考えられる。</p>			

2020 年度 情報・ネットワーク工学専攻 修士論文

カーリング AI を用いた 戦略支援システム

情報・ネットワーク工学専攻
コンピュータサイエンスコース

学籍番号 1831127
氏名 樋口 利幸

主任指導教員 伊藤 毅志 准教授
指導教員 小林 聡 教授

目次

第 1 章	はじめに	- 5 -
1.1	本研究の背景.....	- 5 -
1.2	本研究の目的.....	- 5 -
第 2 章	関連研究	- 6 -
2.1	デジタルカーリング.....	- 6 -
2.2	カーリング AI	- 7 -
2.3	人を越えたゲーム AI の利用	- 8 -
2.4	バックギャモンにおける学習支援	- 9 -
第 3 章	提案システム	- 11 -
3.1	システムの設計	- 11 -
3.2	システムの概要	- 11 -
3.3	局面編集機能.....	- 11 -
3.3.1	局面編集ダイアログの開き方.....	- 12 -
3.3.2	インタフェース	- 13 -
3.3.3	石の配置方法.....	- 17 -
3.3.4	新規局面の生成	- 18 -
3.3.5	局面の保存と読み込み.....	- 20 -
3.3.6	編集局面からのゲームの開始	- 21 -
3.3.7	条件編集機能.....	- 21 -
3.4	候補手表示機能	- 24 -
3.4.1	候補手表示機能の開き方.....	- 24 -
3.4.2	インタフェース	- 25 -
3.4.3	思考開始時の動作.....	- 28 -
3.4.4	候補手の軌道の表示	- 30 -

3.4.5	ショットのアニメーション	- 30 -
3.5	局面解析機能	- 32 -
3.5.1	カーリング AI の選定	- 32 -
3.5.2	解析方法	- 32 -
3.5.3	解析例	- 33 -
3.5.4	累積型期待得点分布	- 40 -
第 4 章	評価実験	- 42 -
4.1	目的	- 42 -
4.2	方法	- 42 -
4.3	結果	- 42 -
4.3.1	報告書の内容	- 42 -
4.3.2	アンケート結果	- 43 -
4.4	考察	- 45 -
4.4.1	システム改良案	- 46 -
第 5 章	おわりに	- 47 -
5.1	本研究の考察	- 47 -
5.2	今後の課題、展望	- 47 -
	謝辞	- 48 -
	参考文献	- 49 -
	付録	- 50 -
	評価実験の資料	- 50 -
	システム評価依頼書の内容	- 50 -
	評価アンケート	- 51 -
	評価実験の結果	- 51 -
	報告書の内容	- 51 -

アンケート結果	- 53 -
---------------	--------

第1章 はじめに

本章では、本研究の背景、目的を述べる。

1.1 本研究の背景

カーリングは、「氷上のチェス」と言われるほど戦略性の高いゲームでありながら、その戦略の勉強はコーチの口伝によるものが多く、体系的な戦略書は、数えるほどしか存在しない[1]。その理由はいくつか考えられるが、氷の状態やプレイヤーのスキルは一定ではなく、様々な状況を考慮して戦略を議論する必要がある、ゲームとしての戦略に落とし込みにくいという理由が考えられる。

当研究室の北清らは、理想的なカーリングシートを想定し、スキルや氷の状態によって生じるストーンの挙動の不確定性を乱数で表現したデジタルカーリングを提案した[2]。このシステムによって、コンピュータ上でストーンの挙動をシミュレート可能となり、戦略のみを議論できる場を提供してきた。これによって、カーリングの思考アルゴリズムを競う場が生まれ、様々なカーリング AI が開発されるようになってきている[3][4][5]。デジタルカーリング AI は、人間プレイヤーとの対戦も可能であるが、経験豊富なプレイヤーでも勝つことが難しいレベルになっており、その戦略を実際のプレイヤーの戦略支援として使うことも現実性を帯びてきている。一方、デジタルカーリングについて、実際の試合の局面を再現してシミュレートするためにゲーム局面を編集したいという要望や、実際のカーリングではシートによって微妙に曲がり幅や氷の摩擦に違いがあるため、カーブの曲がり幅等を調節したいといった要望がカーリング経験者から挙がっている。

そこで、森は、ルール変更やアイスコンディションやプレイヤー技量の変化にも対応できる新しいデジタルカーリングシステムを提案し、デジタルカーリングを使った戦略の議論はより実用的なものに近づいている[6]。

一方、デジタルカーリングの AI も日々進歩しており、いくつかのプログラムの示す手は人間のトッププレイヤーから見ても遜色のない候補ショットを出力するようになってきている[3][4][5]。このような状況で、十分に賢くなった AI をプレイヤーの戦略支援などに還元する技術が求められている。

1.2 本研究の目的

本研究は、このデジタルカーリング上で動作するカーリング AI を用いた戦略支援を行うシステムの開発を目指す。具体的には、局面を自由に編集するエディット機能、編集した局面で複数の AI を動作させて候補手を比較する機能、さらには、候補ショットがその後どのような得点を得る可能性があるのかを AI を使って解析し、確率分布を表示する機能の実現を目指す。

第2章 関連研究

本章では、本研究の関連研究を述べる。

2.1 デジタルカーリング

デジタルカーリングは、2013 年頃から伊藤毅志研究室で北清らによって開発されたシステムで、コンピュータ上に理想的なカーリングシートを再現し、プレイヤーのスキルやリンクの状態などのカーリングのショットにおける不確定性を、正規乱数を加えることで実現した物理シミュレータを備えている[2]。デジタルカーリングはサーバクライアントシステムとなっており、サーバはデジタルカーリングの対戦を管理し、クライアントにはカーリング AI や人間プレイヤーが接続することで対戦を可能にしている。クライアント上では、ローカル対戦を行うことも可能である。デジタルカーリングシミュレータは DLL として作成されており、このシミュレータをデジタルカーリングクライアントとカーリング AI が用いている。このシミュレータは Box2D と呼ばれる物理エンジンを用いて実装されており、局面とショットの情報を与えると次の局面を生成することができる。これらのシステムは、ネット上で公開されており、このシステムを用いることで、カーリング AI の開発を可能なものにしている。2015 年からカーリング AI の大会も開催されており、このシステムの安定性、信頼性が示されているとともに、このシステム上で戦略の議論が着実に進められている[7]。

北清らは、北見工業大学カーリング部の部員 16 名を対象として、システムの評価を行った。その結果、以下の 5 つの必要性が指摘された。

1) 局面を編集する機能

実際の試合の局面を再現してシミュレートするために、ゲームの局面を編集できる機能が欲しいという意見が出ている。

2) ストーンの曲がり方を変更する機能

実際のカーリングには様々な曲がり幅のシートが存在するため、実際のシートに近いカーブに調節したいという意見が出ている。

3) ショット成功率の表示

カーリング選手はプレイをショット成功率により評価しているため、ショット成功率を出すことにより、より現実味のある戦略学習ができるという。

4) テイクショットの生成方法の改善

現在はプレイエリアをクリックした座標を目標とするショットを生成する仕様であるため、テイクショットという既存のストーンにぶつけるショットの選択時にはショットの強さがイメージしづらく、わかりづらい。実際のカーリングでは、ショットの強さを 2 つのホッグライン間の経過時間により計っているという。そのため、改善案として、時間による表示と、用意された何段階かの強さから選択する方法の

2 つが挙げられている。

5) ストーンの実際の軌道とデジタルカーリングでの軌道の比較

実際のカーリングでストーンが曲がるメカニズムはまだ解明されておらず、現システムでは簡単なモデルを用いている。ストーンの動きがリアルだという意見が多い一方、もう少し後ろから曲がり始めるという意見もあった。よりストーンの動きを現実のものに近づけるため、実際の軌跡データとデジタルカーリングでの軌跡との比較実験を行う必要があるとしている。

2.2 カーリング AI

現在、主流のカーリング AI の手法としては、主に大渡らや Lee らが開発したモンテカルロ木探索の手法と加藤らが開発したゲーム木探索の手法の 2 つがある[3][4][5]。これらのアプローチによるプログラムは、電通大で開催されている UEC 杯デジタルカーリング大会において接戦を演じており、どちらのアプローチが有効であるかについては現時点では甲乙つけがたい。これらのシステムは、公開されており、カーリング競技経験者に使用させた所、経験者から見てもかなり手強いレベルに達しているとの感想を得ている。戦略支援システムに使うために、十分なレベルに達していることが示唆されている。

モンテカルロ木探索の手法は、乱数対戦によるプレイアウトの報酬和を利用するモンテカルロ法に多腕バンディット問題の考え方を導入したものであり、シミュレーションにより得られた報酬を到達までに用いた各候補行動に記録し、シミュレーションの質の向上を動的に行うという手法である。同じく不確定性を含むゲームであるバックギャモンにおいて成果を上げていることから、カーリングでも有効であることが期待される。カーリングが状態空間、行動空間ともに連続空間を有しており、モンテカルロ木探索の連続空間への適用には多くの困難な点があることから、それらの連続性に対する対処が必要になってくる。モンテカルロ木探索では、それぞれの候補手における勝率が求まるので、勝率表示に用いるなどの戦略支援システムへの利用が考えられる。

ゲーム木探索の手法としては、Expectimax という Minimax 法にチャンスノードという確率的分岐点を導入したものがあある。これにより、不確定ゲームにおいて Minimax 探索を行うことを可能にしている。加藤らの手法は以下の要素によりデジタルカーリングに Expectimax を適用している。

- (1) 代表候補手集合の生成
- (2) 代表実行手集合の生成
- (3) チャンスノードの評価値計算
- (4) 局面評価関数

なお、代表候補手集合と代表実行手集合は座標を一定量域内で離散化することにより要素数を有限個にしている。局面評価関数は機械学習を用いて作成されている。局面評価関数の式は、投球後の局面でエンド終了時の得点計算を行った場合の得点の項と、その局面でのストーンの配置を評価する項により成り立っている。ストーンの配置の評価は、それぞれのストーンについて、得

点への結びつきやすさに関する評価指標、テイクアウトされにくさに関する評価指標、ダブルテイクアウトされにくさに関する評価指標の積により表されている。この評価関数が示す値やテイクアウトされにくさの値は表示するなどして戦略支援に利用することが可能ではないかと考えられる。また、加藤らは上の 3 つの評価指標について、ヒートマップを作成しており、このヒートマップも戦略支援に利用可能ではないかと考えられる。

モンテカルロ木探索はある程度良い手を選択するのに思考時間を要するが、加藤らのゲーム木探索は深さ 1 で読むことで不確定性を考慮しても 1 秒未満で読むことができ、持ち時間が短くてもある程度強い傾向がある。実際、第 4 回 UEC 杯デジタルカーリング大会において、通常部門では Lee らの UNIST-SAIL が優勝しており、持ち時間の少ないライトウェイト部門では加藤らのじりつくんが優勝している。これらのことより、AI の速さが求められる場面ではゲーム木探索、時間をかけても良い手が知りたい場合はモンテカルロ木探索を用いるといった使い分け方が考えられる。例えば、AI を用いた乱数対戦により勝率をもとめる場合は、ゲーム木探索の AI を用いると言った具合である。

モンテカルロ木探索とゲーム木探索という異なる 2 つの有力な AI の示す手を可視化し比較できるようにすることは戦略支援として有用ではないかと考える。

2.3 人を超えたゲーム AI の利用

AI が既に人間を超えているゲームとしては、オセロ、バックギャモン、チェス、将棋などが挙げられる。これらのゲーム AI をどのように利用するのかについては、色々なアプローチが行われている。強い将棋 AI を用いて解説文を生成する試みや[8]、相手レベルに合わせて適度な強さで対戦相手になってくれるシステム[9]、人間らしい棋風を模倣しようとするシステム[10]などが挙げられる。

また、思考の可視化に関する研究としては、Pang らの囲碁用語を提示するシステム[11]や伊藤らの将棋 AI が生成した未来局面によって思考支援を行うシステム[12]などが挙げられる。Pang らのシステムでは、囲碁用語が示す盤面での石や着手の関係に加えて、囲碁プログラムの局面評価により形成や地を可視化することを可能にしている。伊藤らのシステムは、将棋 AI が何手先の局面を提示するかを調整することによって、考える余地を残しながら学習支援をするという、アシスタンスジレンマに関する研究として作成された。

カーリングでは AI を用いた思考支援の前例は無いので、AI の思考過程を表示するだけでも意義があると考ええる。まずは、自由に局面を編集し、そこから AI の考える候補手を提示するシステムの構築を目指す。

2.4 バックギャモンにおける学習支援

バックギャモンは、カーリングと同じ不確定ゲームであるが、合法手が有限であるため研究されやすく、古くから研究や開発が行われてきた。そして、1990年代には人間を超えるレベルのAIが登場している。その後、バックギャモンの分野では、AIを用いた学習支援は一般的に広く行われてきた[13]。

バックギャモンのプログラムは、局面の勝率、ギャモン率(2点以上取る確率)、バックギャモン率(3点取る確率)を見積もって、期待値(その局面におけるAIが推定するゲーム結果として得られるであろう点数)などを計算して出せるようになっている。そして、AIから見て悪い手が選ばれると期待値が下がる。また、エラーレートも計算される。エラーレートとは、マッチ全体を初手から最終手まで解析し、エラー値(AIの最善手と実際選ばれた手の期待値の差分)を合計して、手数で割って1000倍したものである。これはそのマッチにおけるプレイヤーのプレイ精度を表し、低いほどよいプレイが行われたとされている。

したがって、戦略支援機能としては以下の3つに整理される。一つ目は勝率、ギャモン率、バックギャモン率、期待値などの数値で「局面を評価する機能」である。二つ目は対戦中にプレイヤーの悪手を指摘し、必要に応じて最善手を示す「チューター機能」である。三つ目は、その局面における有力な候補手の得点分布や最善手との期待値の差を表示したり、棋譜全体からエラーレートを計算したりする「対戦を評価する機能」である。

これらの機能は、カーリングでも同様のものを計算し、表示できる可能性があり、本研究では、バックギャモンで用いられている考え方をカーリングへ応用する方法を検討していく。

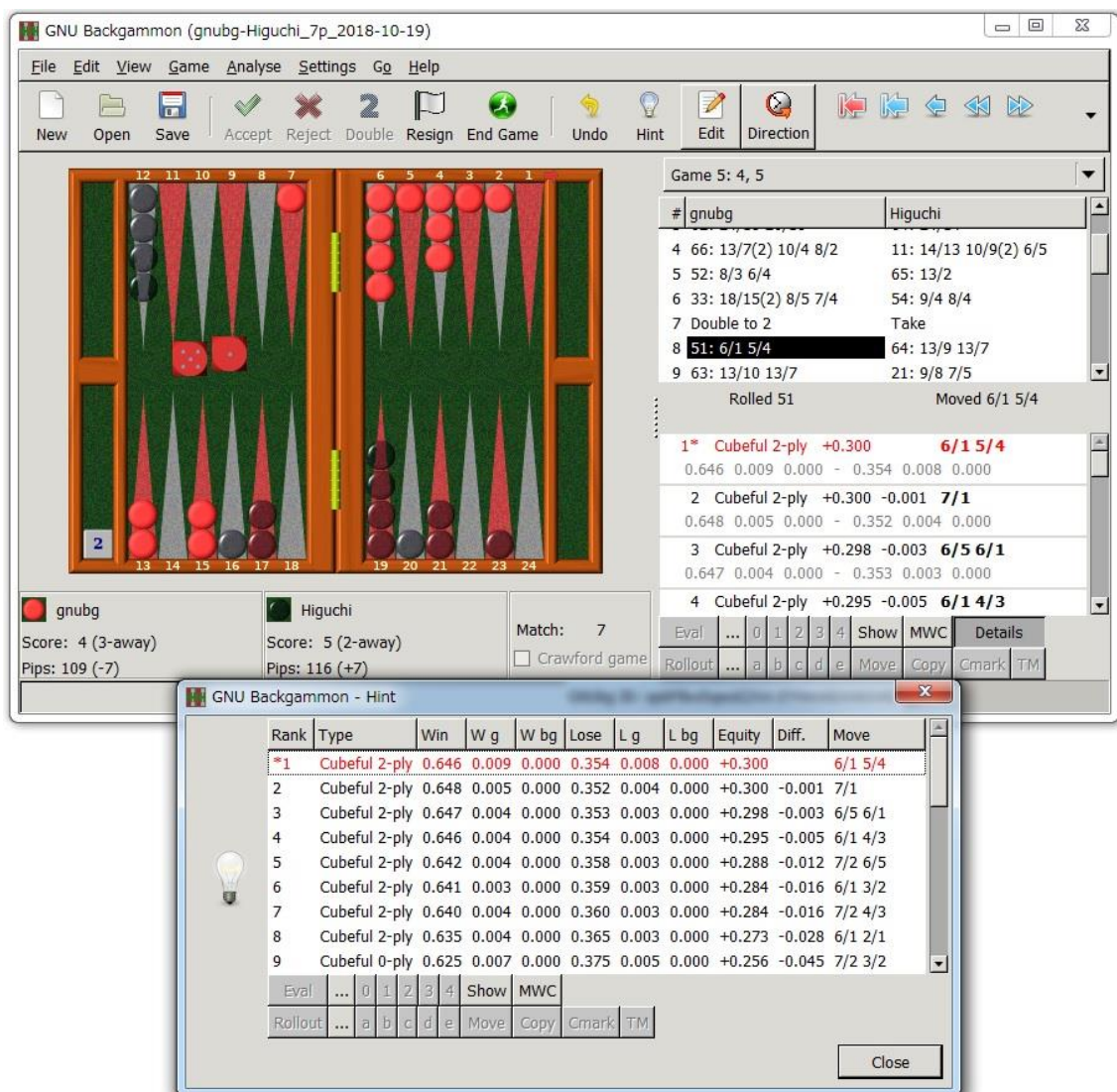


図 1 バックギャモンの支援機能の例

第3章 提案システム

本章では、本研究で作成した戦略支援システムについて述べる。

3.1 システムの設計

本研究では、デジタルカーリングにバックギャモンで用いられている学習支援の手法を導入することで、カーリングの戦略支援となるシステムを構築していく。その為にはカーリングに特有な座標の連続性を考慮する必要がある。

3.2 システムの概要

追加する機能は以下の3つである。

1)局面編集機能

局面編集機能では、戦略支援をしたい局面を自由に編集する機能である。具体的には石の配置、得点経過、エンド数、手番を自由に設定できるだけでなく、氷の状態(曲がりやすさ、滑りやすさ)、プレイヤーの技量に伴う乱数の設定なども可能にすることで、状況に合わせたカーリングの状態を自由に設定できるようにする。

2)候補手表示機能

候補手表示機能では、1)で編集した局面に対して、複数のAIを適用して、具体的なショットの候補手を表示する機能である。これによって、個性あるAIによる複数の候補手を表示することが可能となる。

3)局面解析機能

局面解析機能では、プレイヤーが作成した局面や棋譜の一局面、試合中の局面に対して、AIの候補手やプレイヤーの選択する手の良し悪しを数値で評価して、比較可能にする機能である。

以下では、それぞれの機能について説明していく。

3.3 局面編集機能

特定の局面を直感的にわかりやすく入力できる局面編集機能を構築した。局面編集機能では、ストーンの配置(座標情報)、ストーンの投数、試合エンド数、現在のエンド、スコアを編集できる。

作成した局面の保存や読み込みを行うこともできる。

3.3.1 局面編集ダイアログの開き方

デジタルカーリングダイアログの[ゲーム(G)]タブをクリックし、[編集(E)]を選択すると、局面編集ダイアログが開く。



図 2 局面編集機能

局面編集ダイアログが開く際に、デジタルカーリングダイアログが保持している局面の情報を局面編集ダイアログに渡している。そのため、デジタルカーリングダイアログでゲームが進行中である場合は進行中の局面を、ログファイルの再生中である場合は再生中のゲームの局面を、それぞれデータとして局面編集ダイアログに渡して、その局面を編集することを可能としている。デジタルカーリングダイアログを立ち上げた直後に局面編集ダイアログを開くと、試合エンド数が 10 のゲームの初期局面が局面編集ダイアログに渡される。

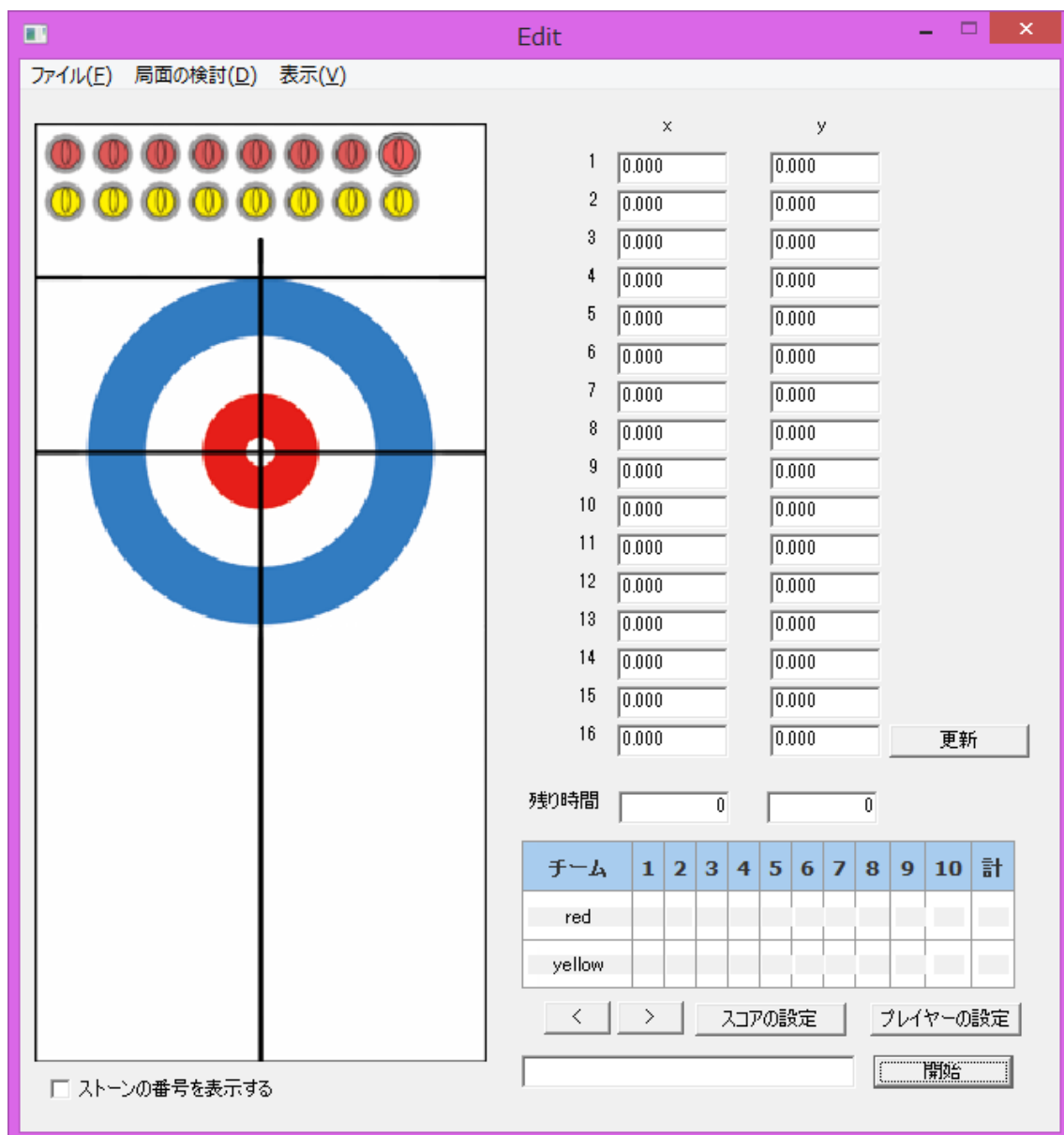


図 3 立ち上げた直後の初期局面

3.3.2 インタフェース

本研究で開発した局面編集機能のインタフェースを以下に示す。

局面編集機能では、「残りストーン数」「カーリングシート」「ストーンの座標」「更新ボタン」「残り時間」「スコアボード」「残りストーン数の増減ボタン」「スコアの設定ボタン」「プレイヤーの設定ボタン」「ストーン番号の表示」「座標表示ウィンドウ」「開始ボタン」の 12 個の項目から構成されている。

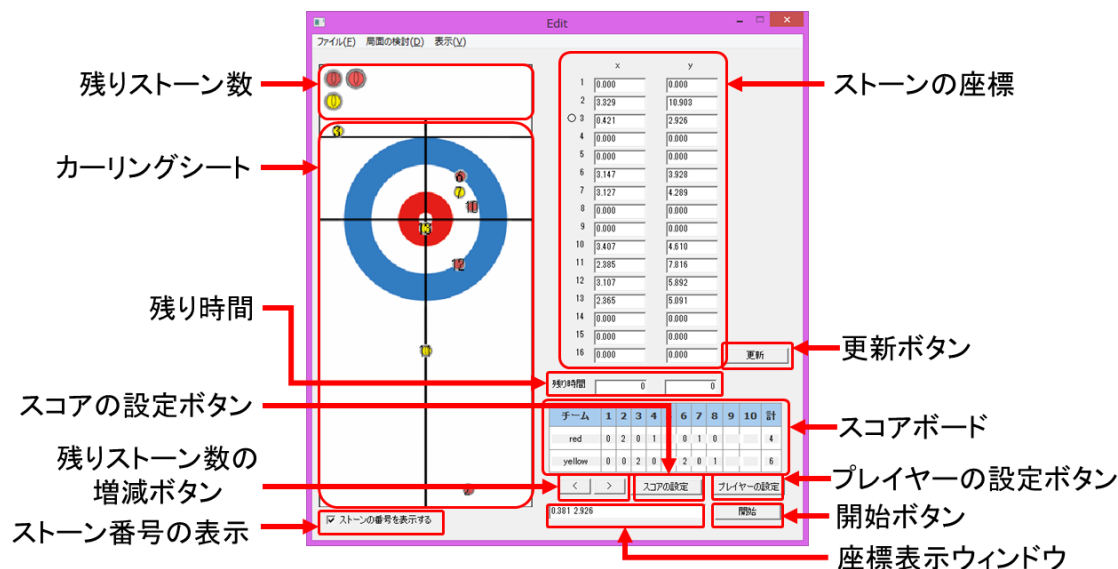


図 4 局面編集機能のインターフェース

(1) 残りストーン数

現局面、現在のエンドにおける各チームの残りストーン数を表している。次に投げるチームのストーンが少し拡大して表示される。この領域から新しいストーンの配置やリンク上からストーンを取り除くことができる。

(2) カーリングシート

カーリングリンクの内、局面編集と直接関係するプレイエリアを大きく表示している。実際にストーンを配置することができる。

(3) ストーンの座標

リンクに配置されているストーンの座標を表している。左にある数字がストーン番号で、左のテキストボックスが x 座標、右のテキストボックスが y 座標を表す。値を直接入力し、更新ボタン又は Enter キーを押すことで入力した値をカーリングシートに反映することができる。また、選択中のストーン番号の左横に「○」を表示することで、選択中のストーンを識別できるようにしている。

(4) 更新ボタン

ストーンの座標テキストボックスに直接入力したストーンの座標をカーリングシートに反映させるた

めに使用する。Enter キーで代用することもできる。ストーンの座標テキストボックスに表示されている値を、局面編集機能内部で保持している局面情報に反映することで実現している。

(5) 残り時間

局面編集機能で作成した局面を用いてゲームを始める際の先行、後攻の残り時間をテキストボックスに入力する。左のテキストボックスに先行、右のテキストボックスに後攻の残り時間を入力する。

(6) スコアボード

このスコアボードに現在の局面でのスコアが表示される。さらに、試合エンド数と現在のエンドも表現される。スコアボード上の、設定されている試合エンド数以降のエンドの得点の表記が「-」になることから、試合エンド数を読み取ることが可能である。現在までのエンドにはスコアが 0 から 8 まで表示されるため、スコアが表示されていない初めのエンドが現在のエンドである。

(7) スコアの設定ボタン

以下のようなスコアの設定ダイアログが開き、試合エンド数や現在のエンド、スコアを編集することができる。このダイアログでは、試合エンド数と現在のエンドをプルダウンメニューから選ぶことができる。試合エンド数は 1 から 10 の間で設定することができる。試合エンド数を現在のエンドより小さくすると、現在のエンドは最終エンド(試合エンド数)と同じ値に設定される。現在のエンドは 1 から試合エンド数までの間で設定することができる。スコアについては、現在のエンド未満のエンド(現在のエンドが 3 エンド目の場合、1 エンドと 2 エンド)のスコアを 0 から 8 の間で設定することができる。スコアの情報はそれぞれのエンドで -8 から +8 までの間の数値として持っており、正の値の時は red の得点、負の値の時は yellow の得点となっている。スコアボードの下の Rx、Yx(x はエンド数)ボタンからそれぞれ red、yellow の x エンド目のスコアを増減させることができる。Rx は x エンド目の red のスコアを増加もしくは yellow のスコアを減少させ、Yx は x エンド目の yellow のスコアを増加もしくは red のスコアを減少させる。OK ボタンをクリックすることで編集内容を局面編集ダイアログに渡してスコアの編集ダイアログを閉じる。キャンセルボタンをクリックすることで編集内容を破棄してスコアの設定ダイアログを閉じる。

試合エンド数: 10 現在のエンド: 9

チーム	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	計
red	0	2	0	1	0	0	1	0			4
yellow	0	0	2	0	1	2	0	1			6

R1 R2 R3 R4 R5 R6 R7 R8 R9 R10
Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6 Y7 Y8 Y9 Y10

OK キャンセル

図 5 スコアの編集

(8) 残りストーン数の増減ボタン

残りストーン数(ストーンの投数)を増減させることができる。残りストーン数を増加(ストーンの投数を減少)させる際、残りストーン以外のストーンで一番番号が大きい(残りストーン数の領域から最後に出された)ストーンをプレイエリアから除外し、残りストーン数の領域に戻す。各ボタンの動作は以下の通りである。

[<] :残りストーン数を1増加させる(ストーンの投数を1減少させる)

[>] :残りストーン数を1減少させる(ストーンの投数を1増加させる)

(9) プレイヤの設定ボタン

このボタンをクリックすると、プレイヤの設定ダイアログが開く。このダイアログでは局面編集機能で作成した局面を用いてゲームを始める際の先行、後攻のプレイヤと乱数を設定できる。

先行、後攻それぞれにおいて、プレイヤ選択ラジオボタンにより人間プレイヤがプレイするか思考エンジンにプレイさせるかを選択できる。人間プレイヤを選択した場合、右側のテキストボックスにプレイヤ名を入力する。思考エンジンを選択した場合、右側のテキストボックスに思考エンジンのパスを入力する。また、テキストボックスの右側にある「...」ボタンをクリックすると、ファイル選択ウィンドウが開く。ファイル選択ウィンドウで思考エンジンを選択すると、選択された思考エンジンのファイルパスがテキストボックスに入力される。左下に乱数を入力するテキストボックスがあり、このテキストボックスに乱数の値を実数値で入力する。

確定ボタンをクリックすると、設定内容をデジタルカーリングと同じフォルダにある「dcreditsys.ini」に記録する。次回プレイヤの設定ダイアログを開く際、この「dcreditsys.ini」の内容を読み取り、このダイアログの内容に反映する。

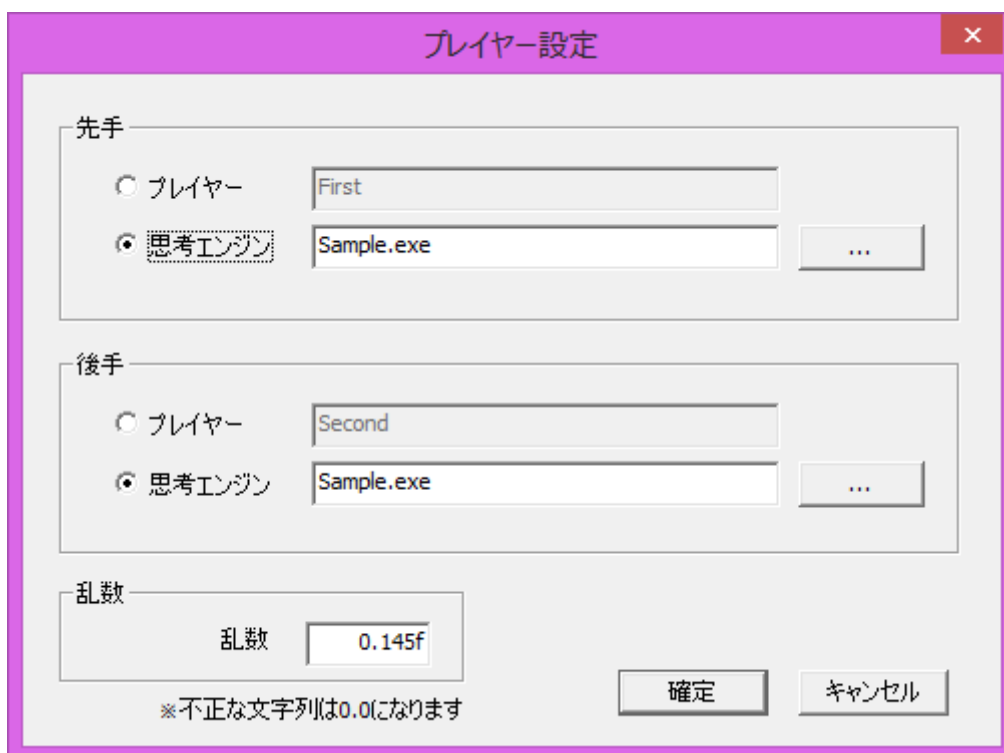


図 6 プレイヤ設定ダイアログ

(10) ストーン番号の表示

このチェックボックスにチェックすると、カーリングシート上のストーンの画像の上にそのストーンの番号が表示される。局面編集機能が保持しているストーンの座標の情報からストーンの座標を読み取り、カーリングシート上の対応するストーンの画像の上に直接番号を表示することで実現している。

(11) 座標表示ウィンドウ

カーリングシート上でドラッグした場合に、ドラッグしている座標をこのウィンドウに表示する。

(12) 開始ボタン

このボタンをクリックすることで、局面編集機能で作成した局面の情報を候補手表示機能に渡して、候補手表示ダイアログを立ち上げる。

3.3.3 ストーンの配置方法

ストーンの配置方法として、以下の3つの方法を用意している。

- (1) 残りストーンやカーリングシート上のストーンを直接ドラッグアンドドロップ

(2) 選択中のストーンをキーボードの矢印キーで移動

(3) 画面右側のストーンの座標テキストボックスに値を直接入力後、更新ボタンを押す

上の(1)の方法では、ストーンの移動をドラッグ&ドロップで直観的に配置することができる。残りストーン数の領域をドラッグすることにより、残りストーン数が1つ減り、カーソルがカーリングストーンを保持している状態になり、ストーンを配置することができる。ストーンを残りストーン数の領域にドロップすることにより、ストーンをプレイエリアから除外することができる。(2)の方法では、矢印キーによりストーンの微調節を可能にしている。なお、1回矢印キーを押すことで移動する距離は、4.730/236.0である。また、移動するとプレイエリアからストーンが出てしまう場合は、ストーンが移動しないようにしている。(3)の方法では、テキストボックスへ座標を値として直接入力することにより、より詳細にストーンを配置することを可能とした。いずれの方法においても、変更したストーンの座標の情報をダイアログに反映して表示するために、最後に再描画処理を行っている。

3.3.4 新規局面の生成

[ファイル(F)]タブをクリックし、[新規(N)]を選択すると、現在の編集局面を破棄するかどうかを訊ねる確認ダイアログが開く。この確認ダイアログでOKボタンをクリックすると、現在編集している局面の情報を破棄して、新しい局面の編集を開始する。なお、ここでの新しい局面とは、ストーンの投数0(残りストーン数16)、試合エンド数1、現在のエンド1、先攻後攻の残り時間0(無限大)の局面である。

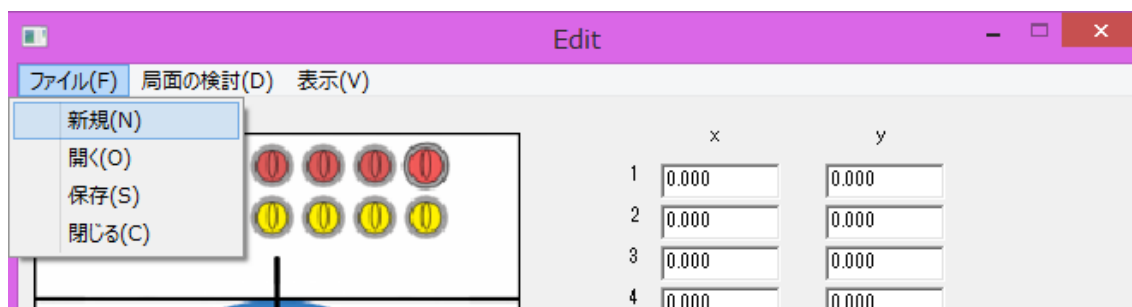


図 7 新規

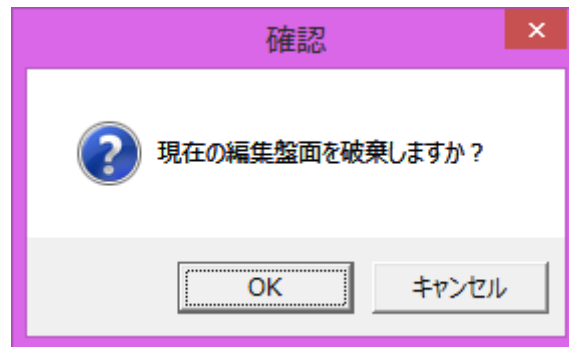


図 8 確認ダイアログ

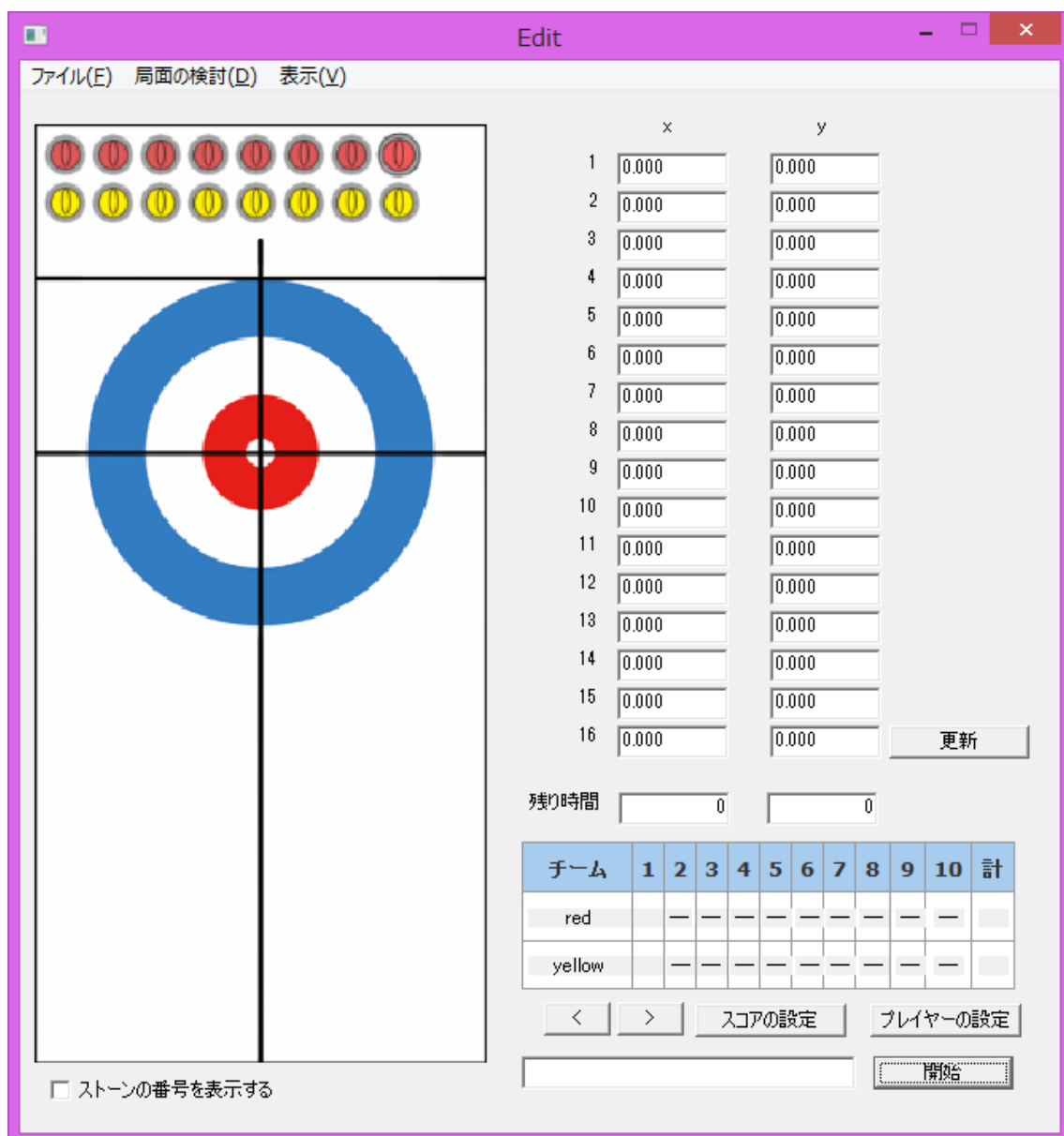


図 9 新規メニューをクリックして生成された新規局面

3.3.5 局面の保存と読み込み

作成した局面の保存や読み込みを行う機能を実装した。

[ファイル(F)]タブをクリックし、[保存(S)]を選択すると、ファイル選択ウィンドウが開く。カレントパスは、デジタルカーリングのあるフォルダにある「state」ファイルに設定されている。ファイル選択ウィンドウでは、ファイルの名前を適当に決め、拡張子をtxtとして局面ファイルを作成する。

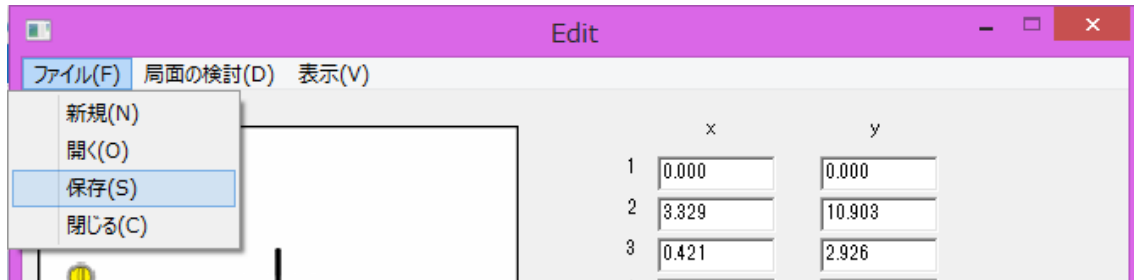


図 10 局面ファイルの保存

[ファイル(F)]タブをクリックし、[開く(O)]を選択すると、ファイル選択ウィンドウが開く。カレントパスは、デジタルカーリングのあるフォルダにある「state」ファイルに設定されている。ファイル選択ウィンドウでは、拡張子がtxtのファイルを開くことができるが、このシステムで作成された局面ファイルでなければ読み込めない。局面ファイルを読み込むと読み込んだ局面が局面編集機能に表示される。

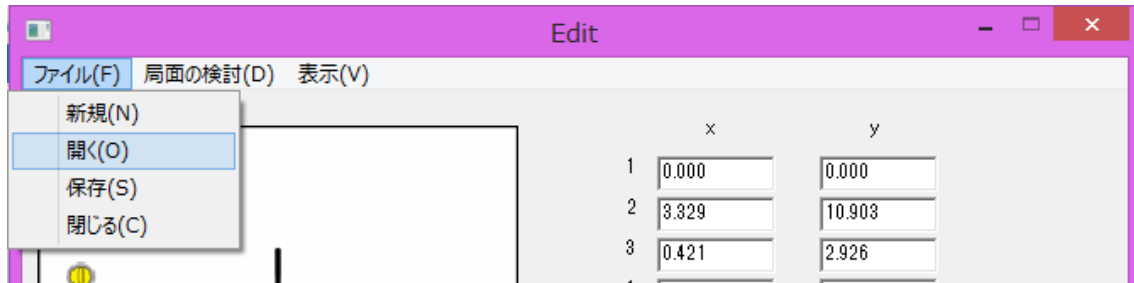


図 11 局面ファイルの読み込み

なお、局面ファイルはWindowsのINIファイル形式で書き出される。セクションは、[STATE]のみである。[STATE]セクションでは、ストーンの位置情報、残りストーン数、現在のエンド、試合エンド、スコアなどの情報が書かれている。実際の局面ファイルの内容を以下に示す。

[STATE]

POSITION=POSITION 0.000000 0.000000 3.329000 10.903000 0.421000 2.926000
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 3.147000 3.928000 3.127000 4.289000 0.000000 0.000000
0.000000 0.000000 3.407000 4.610000 2.385021 7.816453 3.107000 5.892000 2.364978 5.090717
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000

SETSTATE=SETSTATE 13 8 10 0

SCORE=SCORE 0 2 -2 1 -1 -2 1 -1 0 0

REMAININGTIME=REMAININGTIME 0 0

POSITION の値は、ストーンの座標の値であり、ストーン番号が 1 のストーンから 16 のストーンまで順に並んでおり、それぞれのストーンごとに「x 座標」「y 座標」の順番で並んでいる。SETSTATE の値はストーンの投数(16-残りストーン数)、現在のエンド、試合エンド、手番情報である。SCORE の値は各エンドにおけるスコアの情報であるである。REMAININGTIME は残り時間である。

3.3.6 編集局面からのゲームの開始

局面編集ダイアログの[局面の検討(D)]タブをクリックし、[ゲーム開始(S)]を選択すると、局面編集機能で作成した局面からゲームを開始するためのデジタルカーリングダイアログが開く。このダイアログの[ゲーム(G)]タブをクリックし、[新しいゲーム(S)]を選択すると、編集局面からゲームを開始することができる。

この編集局面からゲームを開始するためのデジタルカーリングダイアログを開く際、局面編集機能で編集した局面の情報をこのダイアログに渡す。また、プレイヤーの設定ダイアログで設定したプレイヤーの情報や乱数を「dcreditsys.ini」から読み込む。このダイアログを立ち上げた時点では、局面の情報はリンクやスコアボードに反映されていない。

[新しいゲーム(S)]を選択した時に、描画処理を行い、局面編集機能で作成した局面の情報がリンクやスコアボードに反映される。その後は通常のゲーム開始時と同様、思考エンジンの立ち上げなどを行い、編集局面からゲームが開始される。

3.3.7 条件編集機能

未完成の機能であるため、まず現状でできているところまで述べる。アイスコンディションやプレイヤーのスキル調整を行うために、ストーンの摩擦係数とカールの曲がり幅を調整できるようにした。乱数の調整機能は未実装である。なお、本機能の追加に伴い、デジタルカーリングシミュレータの DLL に変更を加えた。

コンディション設定ダイアログでは、摩擦力和曲がり幅、乱数のそれぞれを対応するテキストボックスに入力し、確定ボタンをクリックすることで編集内容を確定できる。編集した値は、デジタルカーリングとシミュレータの DLL の 2 か所に保持される。シミュレータ DLL への値の受け渡しはシミュレータ提供関数である GetConditions 関数を用いて行う。GetConditions 関数の引数は以下の通りである。

```
Int GetConditions(  
    float fric,          // 摩擦力
```

```
float bWidth      // ストーンの曲がり幅  
);
```

なお、シミュレータではストーンの曲がり幅は(ストーンの摩擦力) × (回転初速度)となっているため、シミュレータ内でストーンの摩擦力とストーンの曲がり幅より回転初速度を逆算することにより、ストーンの曲がり幅の変更を実現している。

目標座標からショットの初速度の逆算を行うシミュレータ提供関数である **CreateShot** 関数やカーリング AI は摩擦力や曲がり幅の調整を前提として作成されていないため、これらの条件の変更は反映できていない。

現システムでは、条件編集ダイアログを開く方法は2通りある。一つは、デジタルカーリングダイアログから[ゲーム(G)]タブをクリックし、[コンディションの変更(C)]を選択するという方法である。他方は、候補手表示ダイアログから[ゲーム(G)]タブをクリックし、[コンディションの変更(C)]を選択するという方法である。

コンディション設定

摩擦力

摩擦力 12.009216

※標準値12.009216

曲がり幅

曲がり幅 0.800967

※標準値0.800967

乱数

乱数 0.145

※不正な文字列は0.0になります

確定 キャンセル

図 12 コンディション設定ダイアログ

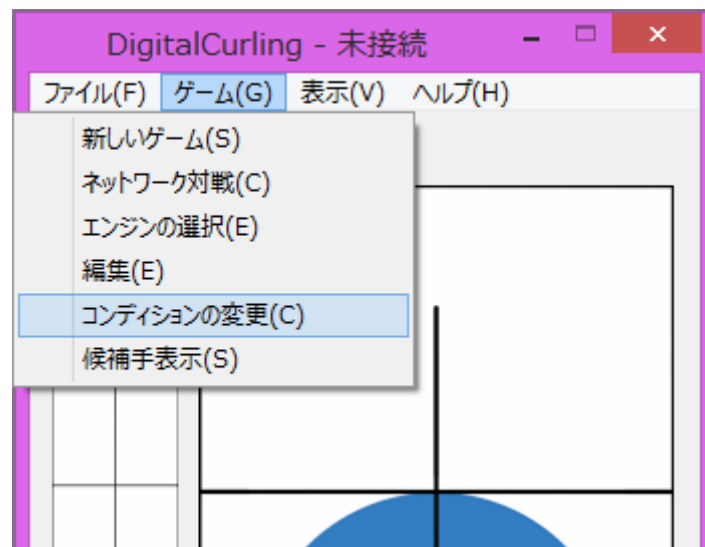


図 13 コンディションの変更

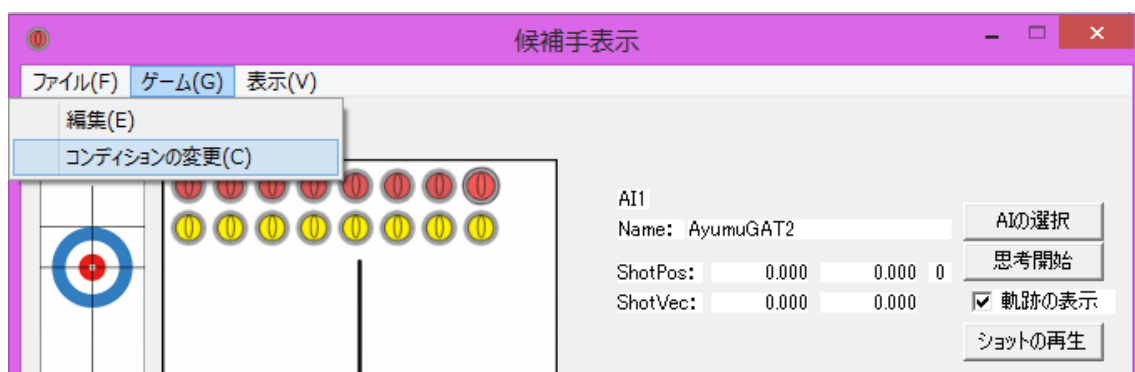


図 14 候補手表示ダイアログでの条件編集機能の立ち上げ

3.4 候補手表示機能

与えられた局面に対し、カーリング AI が考える候補手を表示する候補手表示機能を作成した。候補手表示機能では、AI を選択し、与えられた局面について思考させる。AI の考えた候補手を、その軌跡の表示とショットのアニメーション再生により示すことができる。さらに、複数の AI が考えた候補手やプレイヤーが選択した手を軌跡やアニメーションにより比較することができる。

3.4.1 候補手表示機能の開き方

局面編集ダイアログの右下の「開始」ボタンをクリックするか、[局面の検討(D)]タブをクリックし、[局面の検討(D)]を選択すると候補手表示ダイアログが開く。候補手表示機能が開く際、局面編集ダイアログで開いている編集した局面の情報を受け取る。

また、候補手表示ダイアログの起動時に、設定ファイル「dcshowcandidatesys.ini」から、3 つある AI のパスと名前を読み込んで表示する。



図 15 開始ボタン

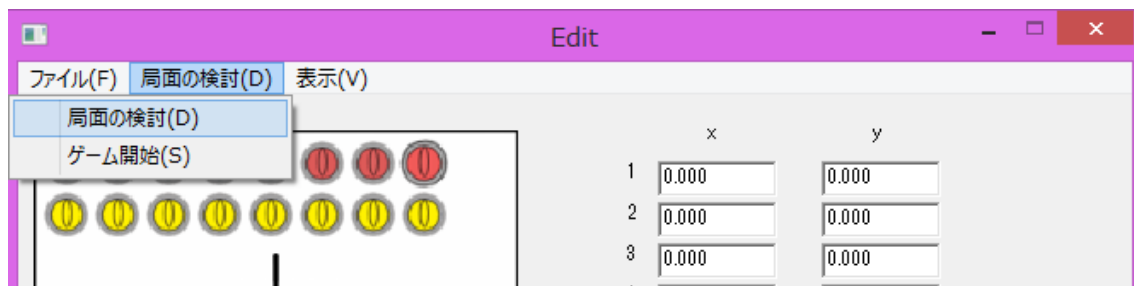


図 16 局面の検討

なお、デジタルカーリングダイアログからも候補手表示機能を開くことが可能である。[ゲーム(G)]タブをクリックし、[候補手表示(S)]を選択すると候補手表示機能が開く。デジタルカーリングダイアログから候補手表示機能を開いた場合、ログ再生中の局面や進行中のゲームの局面を候補手表示機能は受け取る。

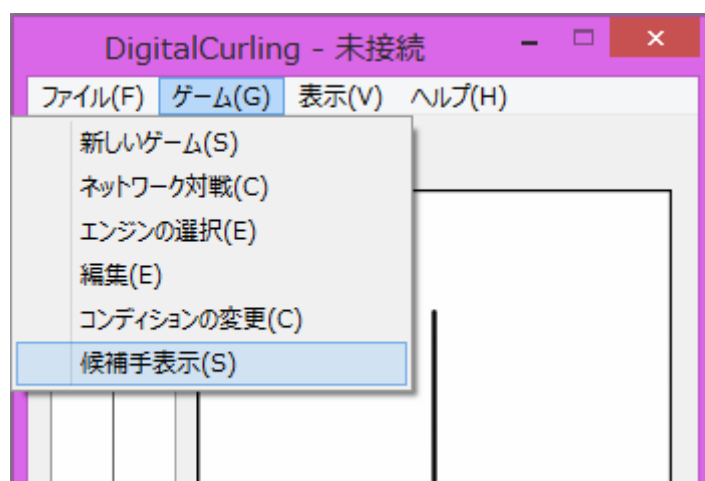


図 17 デジタルカーリングダイアログの候補手表示

3.4.2 インタフェース

本研究で開発した候補手表示機能のインタフェースを以下に示す。

候補手表示部では、「AI の名前」「AI の出した候補手の情報」「AI の選択ボタン」「思考開始ボタン」「軌跡の表示」「ショットの再生ボタン」「リンク全体及びプレイエリア」「スコアボード」「コマンド入力ウィンドウ」「コマンド送信ボタン」の 10 個の項目から構成されている。このうち、はじめの 6 つは AI ごとに用意されている。

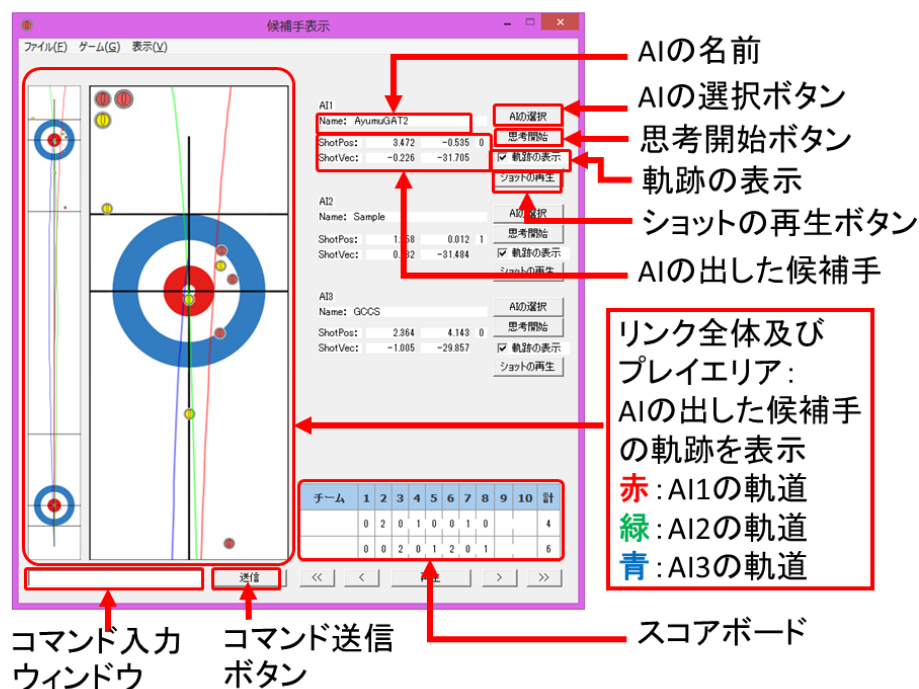


図 18 候補手表示機能のインタフェース

(1) AI の名前

選択した AI の名前が表示される。

例:「Sample.exe」の場合、「Sample」と表示される。

(2) AI の出した候補手の情報

AI の考えた候補手の目標座標、初速度、ストーンの回転方向が表示される。候補手の情報は以下のように表示される。目標座標と初速度は小数点第 3 位まで表示される。なお、ストーンの回転方向は、「0」が右で、「1」が左である。

ShotPos:	目標座標の x 成分	目標座標の y 成分	ストーンの回転方向
ShotVec:	初速度の x 成分	初速度の y 成分	

下の図の例では、目標座標が(3.472, -0.535)であり、ストーンの回転方向は 0 (右)である。ショットの初速度は(-0.226, -31.705)である。

ShotPos:	3.472	-0.535	0
ShotVec:	-0.226	-31.705	

図 19 候補手情報の表示例

(3) AI の選択ボタン

このボタンをクリックすると、ファイル選択ウィンドウが開く。

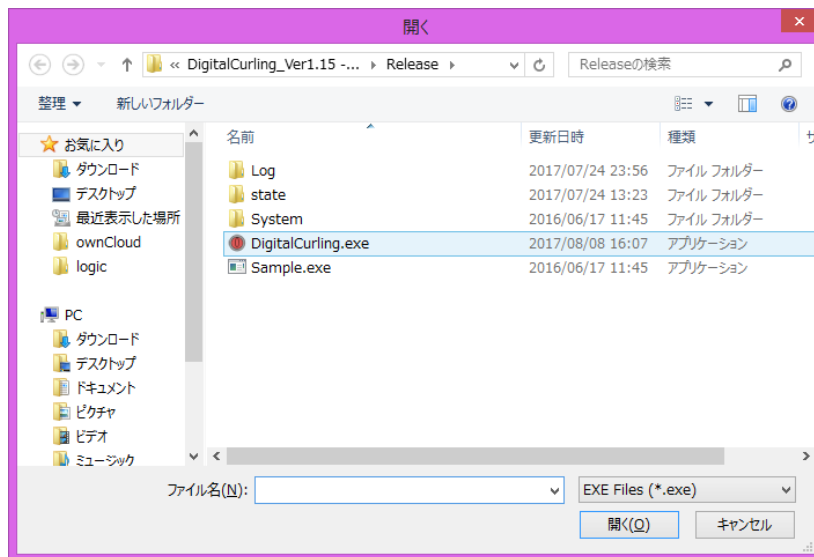


図 20 ファイル選択ウィンドウ

ファイル選択ウィンドウの起動時のディレクトリパスは、クライアントの EXE ファイルがあるカレントディレクトリである。このウィンドウは拡張子が EXE のファイルのみ開くことができるようになっている。

このウィンドウで選択した EXE ファイルのパスを AI ごとに保持する。また、EXE ファイルのパスから、AI の名前を切り出して保持する。ここで切り出した AI の名前を、候補手表示ダイアログの AI の名前として表示する。さらに、これらの EXE ファイルのパスと AI の名前を設定ファイル「dcshowcandidatesys.ini」に保存する。次回以降候補手表示ダイアログを開いた時に、今回設定した AI の情報を読み込んで表示できるようにする。

(4) 思考開始ボタン

このボタンをクリックすると、選択した AI に局面の情報を与えて思考を開始させる。詳細は 3.5.3 で述べる。

(5) 軌跡の表示

このチェックボックスにチェックを入れると、リンク全体及びプレイエリアに AI の考えた候補手の軌跡が表示される。

(6) ショットの再生ボタン

このボタンをクリックすると、リンク全体及びプレイエリアにおいて AI の考えた候補手のアニメーションを再生する

(7) リンク全体及びプレイエリア

カーリングリンク全体とプレイエリアを拡大したものを表示している。ここに与えられた局面が表示され、AI の考えた候補手の軌道が表示される。候補手のアニメーションの再生もここで行われる。また、プレイエリア内をドラッグすることで、そこを目標座標としたショットの軌道を黄色で表示し、コマンド入力ウィンドウにそのショットの情報を出力する。なお、候補手の軌道の色は、AI1 が赤、AI2 が緑、AI3 が青である。

(8) スコアボード

現局面でのスコアの情報を表示する。

(9) コマンド入力ウィンドウ

プレイヤーが試したいショットのコマンドを入力する。プレイエリア内をドラッグすることで、自動的にコマンドが入力される。コマンドは「BESTSHOT 2.345 4.890 0」のように入力する。

(10) コマンド送信ボタン

このボタンをクリックすると、コマンド入力ウィンドウに入力されているショットのコマンドを送信し、そのショットのアニメーションを再生する。

3.4.3 思考開始時の動作

思考開始ボタンをクリックすると、まずカーリング AI 思考開始用スレッドを作成する。このカーリング AI 思考開始用スレッドでカーリング AI を起動し、パイプによりやり取りを行い、カーリング AI から受け取った情報を基にショット情報の表示など必要な処理を行う。

カーリング AI 思考開始用スレッドでは、まず AI とメッセージをやり取りするためのパイプを双方向に作成する。次に AI の入力と出力を先ほど作成したパイプにリダイレクトする。候補手表示ダイアログが保持している AI のパスを用いて、該当するパスにあるカーリング AI のプロセスを起動する。プロセスを起動したら、カーリング AI に「ISREADY」のメッセージを送る。AI から「READYOK」のメッセージを受け取ったら、今度は「NEWGAME」を送る。そして、ストーンの座標情報を「POSITION」メッセージで送る。ストーンの投数、試合エンド数、現在のエンド、手番の情報を「SETSTATE」メッセージで送る。そして、AI に思考を開始させるメッセージである「GO」を送る。なお、今回は思考時間を無限大とするため、思考時間無限大を表す「-1」を先後ともに設定した「GO -1 -1」というメッセージを送っている。「GO」メッセージを送ると、AI が思考を開始する。しばらくして、AI が思考を完了すると、AI からショットの情報が「BESTSHOT」メッセージで送られてくる。このメッセージは「BESTSHOT 初速度の x 座標 初速度の y 座標 回転方向」の形式で送られてくる。これらの情報を候補手表示ダイアログの AI の初速度ベクトルの情報を保持するための構造体 ShotVecX(X は AI の番号)に格納する。その後、後述する Simulation_S 関数により、初速度ベクトルからショットの目標座標を逆算し、得られた目標座標を ShotPosX に格納する。最後に、AI のプロセスに終了コードを投げて AI のプロセスを閉じ、思考結果を反映するために、描画処理を行う。

カーリング AI 思考開始用スレッドでカーリング AI を起動し、カーリング AI が思考したショットの情報を送信するまでの流れを以下の図に示す。

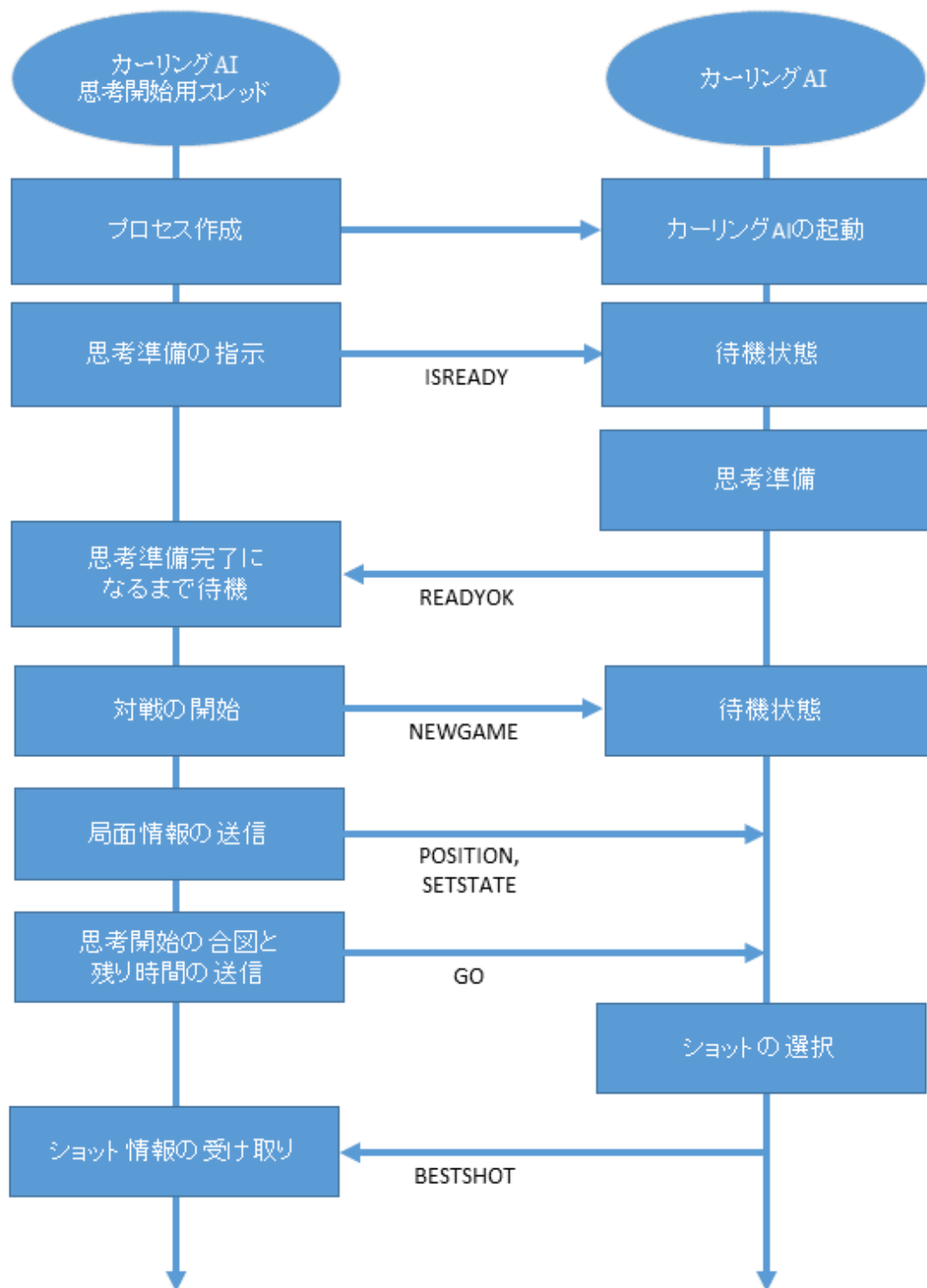


図 21 カーリング AI の思考の進行

上の図において、「思考開始の合図と残り時間の送信」は先後とも残り時間が無限大であることを意味する「GO -1 -1」を送信している。

カーリング AI の思考したショットは、初速度と回転方向で表現される SHOTVEC 型の値として返される。ここで、SHOTVEC 型の値を、目標座標と回転方向によりショットを表す SHOTPOS 型の値に変換する。この変換を、候補手表示機能用に用意したシミュレータ DLL の提供関数である `Simulation_S` 関数を用いて行っている。この関数は通常のシミュレーション関数である `Simulation` 関数をベースとしたシミュレーション関数である。異なる点は、`Simulation` 関数ではプレイエリアを出たストーンはすぐに座標を(0, 0)にしてゲームから除外されてしまうが、`Simulation_S` 関数では、プレイエリアを出ても座標を(0, 0)にせずそのストーンのシミュレーションを動きが止まるまで継続する。この `Simulation_S` 関数に、カーリング AI の思考した SHOTVEC 型のショット情報を渡すと、`Simulation_S` 関数で投げたストーンが到達した点が目標座標となる。このようにして、目標座標の情報を取得している。これらの操作により得られたカーリング AI の思考したショットの目標座標、初速度、回転方向の情報を候補手表示ダイアログに渡し、ショット情報の表示や軌道の表示を行う。

3.4.4 候補手の軌道の表示

候補手の軌道の表示は、通常のデジタルカーリングのショットの予測線を表示する機能を利用して作成されている。候補手の軌道の表示にはシミュレーション関数を用いているが、そのシミュレーション関数には 3.5.3 部で述べた `Simulation_S` 関数を用いている。これにより、プレイエリア外にも軌道が表示されるようになり、ショットの強さをよりわかりやすくしている。

軌道の色について、AI の候補手とプレイヤーの選択した手の計 4 本の軌道毎に別の色を割り当てることで、どの色がどの AI 及びプレイヤーが選択した手であるかを把握しやすくしている。AI1 は赤、AI2 は緑、AI3 は青、プレイヤーの選択した手はピンクといった具合である。また、それぞれの軌道の表示と非表示を切り替えることができるようにしてあり、必要に応じて切り替えることで議論をしやすくしている。

3.4.5 ショットのアニメーション

ショットのアニメーションはコマンド入力ウィンドウに入力されたショットのコマンドを、コマンド送信ボタンを押したときの動作を行うことで実現しており、AI のショットの再生ボタンを押したときも同様である。AI のショットの再生ボタンを押した場合は、まずコマンド入力ウィンドウに AI の考えた候補手の情報を入力し、コマンド送信ボタンを押したときに呼び出される関数を呼び出すことで実現している。

コマンド送信ボタンを押したときの動作を説明する。まずリンク全体とプレイエリアに表示されている候補手の軌道を非表示にする。次に、送られてきたコマンドの切り出しを行い、ショットの情報として初速度ベクトル構造体に格納する。そして、候補手表示部のショットのアニメーション表示用スレッドを立ち上げる。

このスレッドでは、まずゲーム情報をスレッド内に保持する。次にアニメーション用のタイマをセット

する。そして、**SimulationEx** 関数を用いて、アニメーションの各フレームでの全ストーンの座標情報を求めて配列に格納する。そのストーンの座標情報をもとに、表示スピードを制御しながら、ショットのアニメーションをリンク全体とプレイエリアに再生する。なお、ここでのストーンの描画には、処理を軽くするため、軌道の表示の処理を行わない **DrawRink2** 関数を用いて行っている。

3.5 局面解析機能

カーリング AI を用いて、有力な候補手を抽出し、手を評価するうえで客観的指標となる得点の予測分布や期待値を求める機能を作成した。

3.5.1 カーリング AI の選定

今回、局面解析に用いるカーリング AI として、以下の 3 つの観点より、じりつくんを選択した。

1) 強いプログラムであること

人間プレイヤーの戦略学習支援の為の局面解析に用いるため、より正確な結果を得るためにも、大会で上位に入賞している強いカーリング AI である必要がある。

2) 動作速度が速いこと

実際にシステム上で動作させるときに、解析結果が得られる時間が長い場合、使用感に影響してしまう恐れがある。そのため、動作速度が速いカーリング AI である必要がある。

3) 全候補手を万遍なく探索すること

出力される候補手に多様性を持たせるため、全候補手を偏りなく探索しているカーリング AI であることが望ましい。

じりつくんは、第 4 回 UEC 杯デジタルカーリング大会の軽量部門において、優勝という実績を持っているため、観点 1 と 2 を満たしている。また、じりつくんは、カーリングリンクの座標空間をメッシュ状に離散化した候補手集合を探索しているため、観点 3 も満たしている。

3.5.2 解析方法

じりつくんは、まず候補手ごとに、ランダムノイズがない状態での期待得点分布を求め、勝率表を基に期待勝率を求め、その期待勝率をノイズにより周囲の候補手となる確率と畳み込むことで、ノイズを考慮した期待勝率を求めている。ノイズを考慮した期待勝率が最も高い候補手を最善手としている。

本研究では、期待勝率だけでなく、期待得点分布も畳み込みを行うことで、候補手ごとのノイズを考慮した期待得点分布を取得する。また、最善手だけでなく、期待勝率が上位の複数の候補手を抽出するような機能を追加したことで、有力な候補手の抽出を可能とした。

3.5.3 解析例

実際のカーリングの試合で現れた局面を例に、解析結果を示す。解析に用いた局面は、2018 年 2 月 20 日に行われた、ピョンチャンオリンピック女子カーリング 3 位決定戦(イギリス対日本)の 10 エンド目 15 投目の日本のショットである。この局面は、得点するか 0 点で日本の勝利が決まり、-1 点(相手に 1 点を取らせる)でもエクストラエンド(延長戦)を有利な後攻で迎えられる局面である。逆に、-2 点以下(2 点以上取られる)と日本の敗北が決まる。

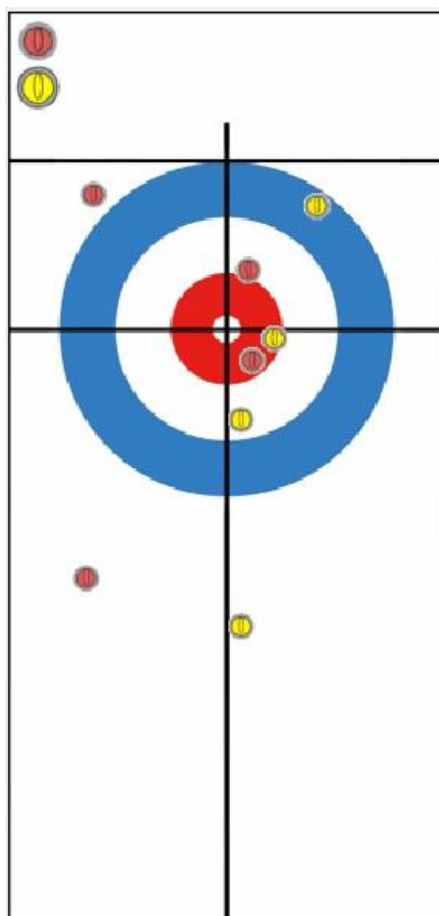


図 22 解析に用いた局面。ストーンは黄が日本で赤がイギリスである。

チーム	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	計
GBR	1	0	1	0	1	0	0	0	0		3
JPN	0	1	0	1	0	0	0	1	1		4

図 23 スコアの経過

本局面を、カーリング AI により解析させた結果が次表である。参考に、ノイズを考慮しなかった場合の期待得点分布表も併せて記載する。なお、表中の期待値はノイズを考慮した期待勝率を、乱数無期待値はノイズを考慮しない場合の期待勝率を表している。なお、この表での候補手 ID に対応するショットの軌跡をそれぞれ図で示す。

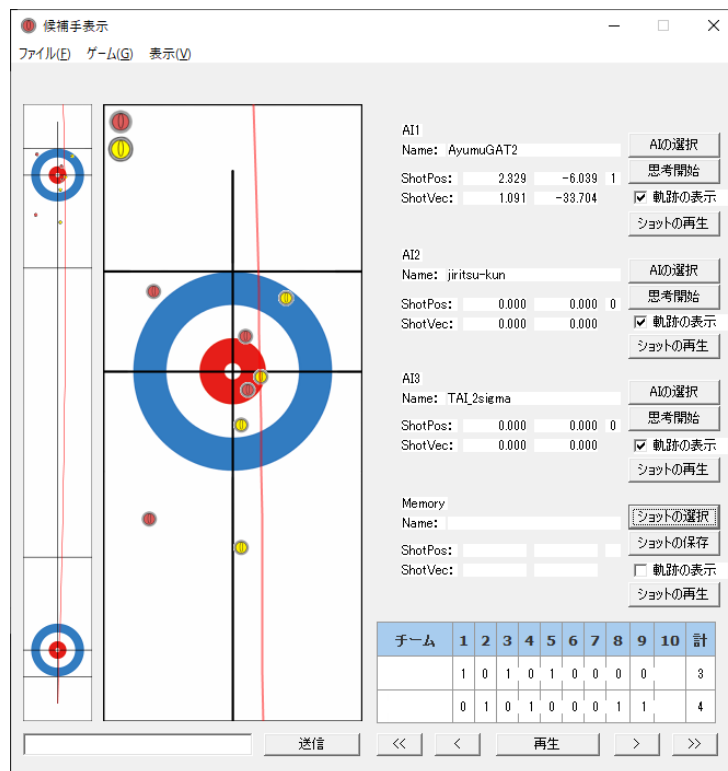


図 24 候補手 ID1のショット

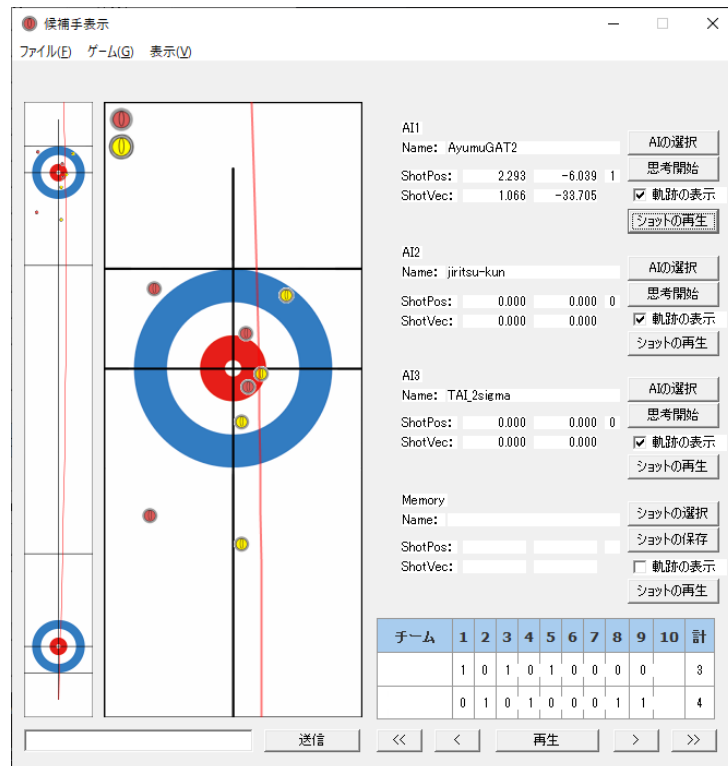


図 25 候補手 ID2 のショット

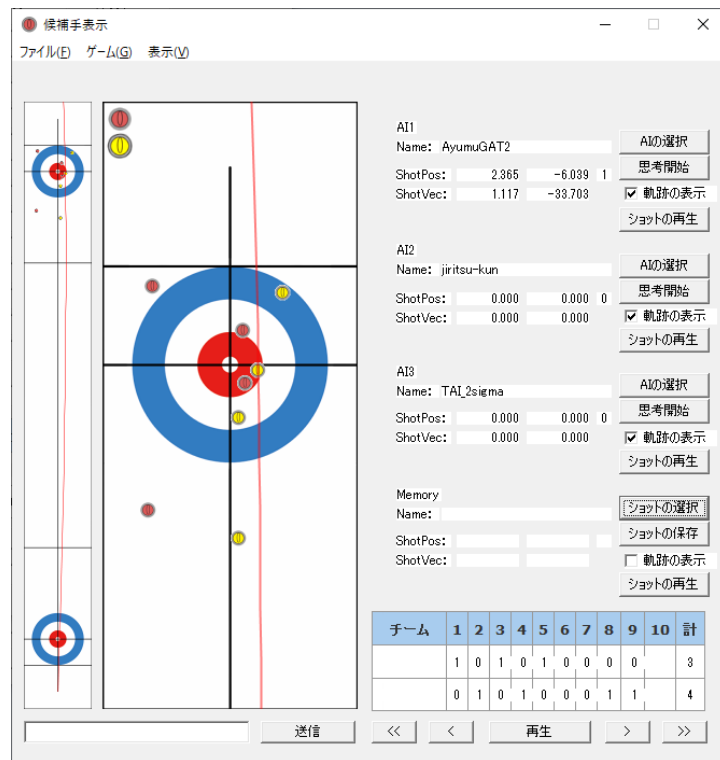


図 26 候補手 ID3 のショット

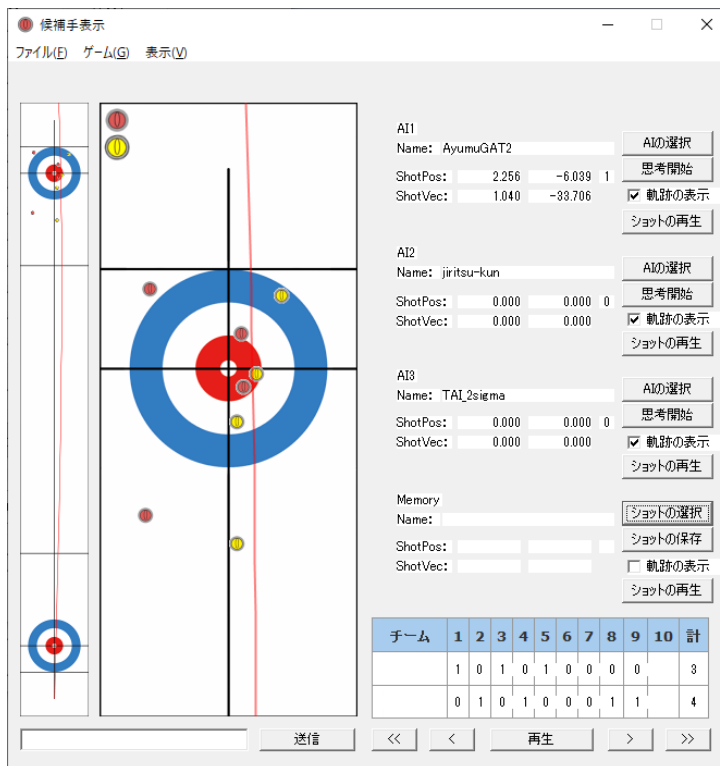


図 27 候補手 ID4 のショット

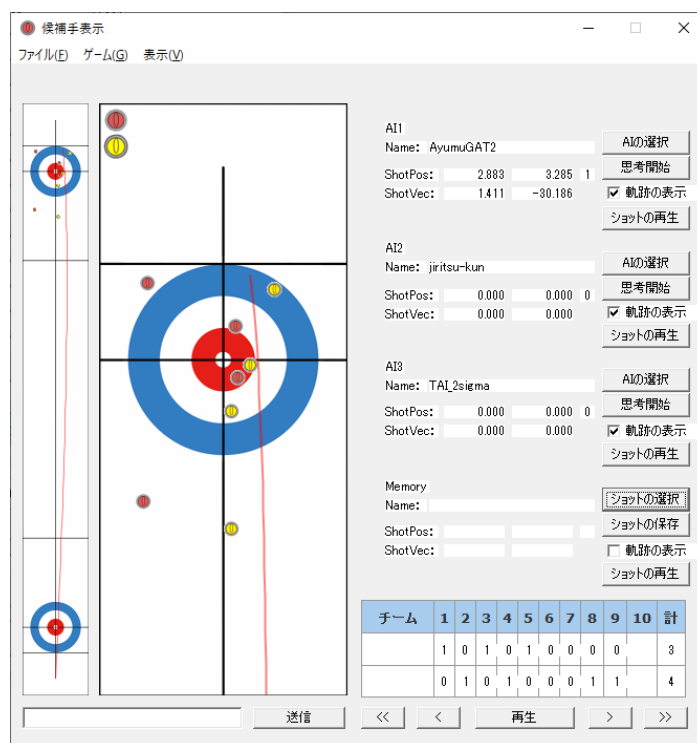


図 28 候補手 ID5 のショット

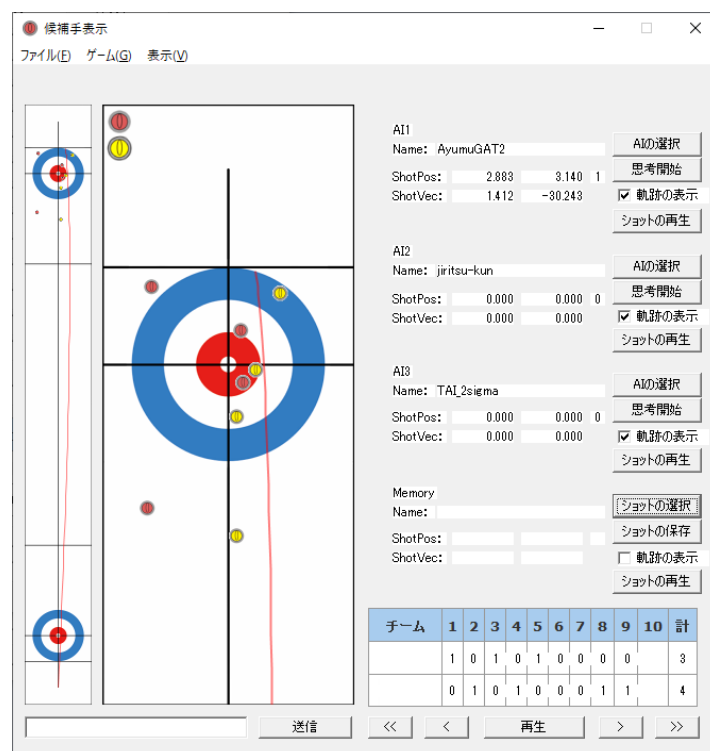


図 29 候補手 ID6 のショット

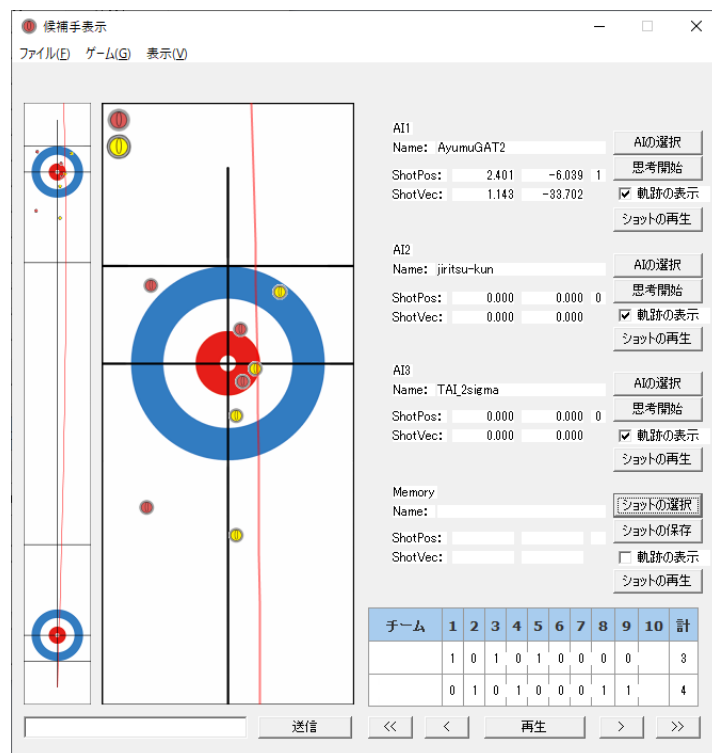


図 30 候補手 ID7 のショット

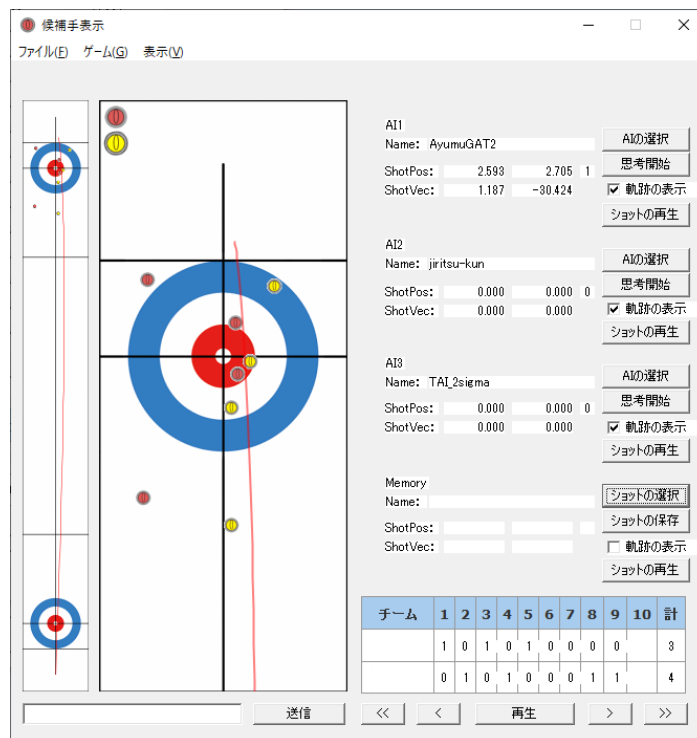


図 31 候補手 ID8 のショット

表 1 カーリング AIによる上位候補手の期待得点分布（ノイズあり）

候補手 ID	期待値	最善手 との差	得点分布							ショット初速度			乱数無 期待値
			+3	+2	+1	0	-1	-2	-3	x	y	angle	
1	0.438	0.000	0.001	0.004	0.057	0.000	0.457	0.433	0.047	1.091	-33.704	1	0.821
2	0.421	0.017	0.001	0.005	0.068	0.000	0.422	0.402	0.100	1.066	-33.705	1	0.556
3	0.397	0.040	0.001	0.003	0.042	0.000	0.428	0.506	0.019	1.117	-33.703	1	0.820
4	0.355	0.083	0.002	0.005	0.068	0.000	0.341	0.390	0.193	1.040	-33.706	1	0.473
5	0.324	0.113	0.002	0.007	0.094	0.000	0.268	0.438	0.186	1.411	-30.186	1	0.600
6	0.324	0.114	0.002	0.007	0.097	0.000	0.264	0.445	0.179	1.412	-30.243	1	0.583
7	0.323	0.114	0.001	0.002	0.028	0.000	0.356	0.603	0.009	1.143	-33.702	1	0.027
8	0.318	0.120	0.002	0.008	0.107	0.000	0.242	0.385	0.248	1.187	-30.424	1	0.619

表 2 カーリング AIによる上位候補手の期待得点分布（ノイズなし）

候補手 ID	期待値	最善手 との差	得点分布							ショット初速度			乱数無 期待値
			+3	+2	+1	0	-1	-2	-3	x	y	angle	
1	0.438	0.000	0.000	0.000	0.007	0.000	0.992	0.000	0.000	1.091	-33.704	1	0.821
2	0.421	0.017	0.004	0.018	0.213	0.000	0.390	0.371	0.001	1.066	-33.705	1	0.556
3	0.397	0.040	0.000	0.000	0.001	0.000	0.999	0.000	0.000	1.117	-33.703	1	0.820
4	0.355	0.083	0.004	0.009	0.183	0.000	0.336	0.463	0.002	1.040	-33.706	1	0.473
5	0.324	0.113	0.001	0.009	0.189	0.000	0.487	0.311	0.000	1.411	-30.186	1	0.600
6	0.324	0.114	0.002	0.022	0.207	0.000	0.429	0.338	0.001	1.412	-30.243	1	0.583
7	0.323	0.114	0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.966	0.001	1.143	-33.702	1	0.027
8	0.318	0.120	0.002	0.014	0.225	0.000	0.460	0.296	0.000	1.187	-30.424	1	0.619

表 3 カーリング AIによる上位候補手の累積型得点分布（0点と-1点が境界）

候補手 ID	期待値	最善手 との差	得点分布							ショット初速度			乱数無 期待値
			+3	+2	+1	0	-1	-2	-3	x	y	angle	
1	0.438	0.000	0.002	0.006	0.063	0.063	0.937	0.480	0.048	1.091	-33.704	1	0.821
2	0.421	0.017	0.002	0.007	0.075	0.075	0.925	0.504	0.101	1.066	-33.705	1	0.556
3	0.397	0.040	0.001	0.005	0.047	0.047	0.953	0.525	0.019	1.117	-33.703	1	0.820
4	0.355	0.083	0.003	0.007	0.075	0.075	0.925	0.584	0.194	1.040	-33.706	1	0.473
5	0.324	0.113	0.003	0.010	0.104	0.104	0.896	0.627	0.189	1.411	-30.186	1	0.600
6	0.324	0.114	0.003	0.010	0.107	0.107	0.893	0.629	0.183	1.412	-30.243	1	0.583
7	0.323	0.114	0.001	0.003	0.031	0.031	0.969	0.612	0.009	1.143	-33.702	1	0.027
8	0.318	0.120	0.004	0.012	0.119	0.119	0.881	0.639	0.254	1.187	-30.424	1	0.619

表 4 カーリング AI による上位候補手の累積型得点分布 (-1 点と-2 点が境界)

候補手 ID	期待値	最善手との差	得点分布							ショット初速度			乱数無期待値
			+3	+2	+1	0	-1	-2	-3	x	y	angle	
1	0.438	0.000	0.002	0.006	0.063	0.063	0.520	0.480	0.048	1.091	-33.704	1	0.821
2	0.421	0.017	0.002	0.007	0.075	0.075	0.496	0.504	0.101	1.066	-33.705	1	0.556
3	0.397	0.040	0.001	0.005	0.047	0.047	0.475	0.525	0.019	1.117	-33.703	1	0.820
4	0.355	0.083	0.003	0.007	0.075	0.075	0.416	0.584	0.194	1.040	-33.706	1	0.473
5	0.324	0.113	0.003	0.010	0.104	0.104	0.373	0.627	0.189	1.411	-30.186	1	0.600
6	0.324	0.114	0.003	0.010	0.107	0.107	0.371	0.629	0.183	1.412	-30.243	1	0.583
7	0.323	0.114	0.001	0.003	0.031	0.031	0.388	0.612	0.009	1.143	-33.702	1	0.027
8	0.318	0.120	0.004	0.012	0.119	0.119	0.361	0.639	0.254	1.187	-30.424	1	0.619

候補手 ID が 1 から 4 までと 7 のショットは、お互いのショット初速度に近い類似ショットである。これらのショットの乱数無期待値が 0.8 付近のものと 0.5 付近のものが混在することから、このショットが精度を要求するショットであることが見て取れる。ここで注目したい点は、乱数無期待値が必ずしも上位の候補手で高くなるわけではないことである。このことは、畳み込みの重要性を示唆している。また、候補手 ID1 について、乱数無期待値が 0.821 に対してノイズを考慮した期待値が 0.438 であることから、ショットが少しでもずれると結果が大きく変わってくる難易度の高いショットであることが見て取れる。

次に、表1と表2を比較する。候補手 ID1 と 3 についてみると、表 2 のノイズなし得点分布では-1 点(日本にとって有利)な確率がほとんどを占めており、他の候補手より良いショットのように見える。しかし、表 1 のノイズあり得点分布では、ショットがぶれることで 2 点以上取られる確率もあることがわかり、リスクを伴うショットであることがわかる。

3.5.4 累積型期待得点分布

解析例で用いている局面で手番を持っている日本チームは、敗北を意味する 2 点以上取られることを何としても避けたい。表 1 を見ると、候補手 ID1 のショットよりも候補手 ID2 のショットの方が 2 点取られる確率が 0.03 程低くなっており、一見すると ID2 のショットの方がよさそうに見えてしまう。しかし、3 点とられる確率を見ると、ID1 の方が 0.05 程低く、-2 と-3 をまとめて考慮すると、今度は ID1 の方が良いショットであるように見える。

この問題を解決するための方法として、累積型期待得点分布を提案する。累積型得点分布とは、「1 以上の(1 点以上取る)確率」や「-2 以下の(2 点以上取られる)確率」のように、得点の変動が大きい方から順に低い方へ確率分布を累積させるものである。カーリングでは、得点の有無により、有利な後攻を得られるかどうかが変わるため、得失点と 0 点(ブランクエンド)の時はハンマー(現在のエンドで最後のショット)を持っているかどうかを考慮する必要がある。今回の例でいうと、現在のエンドは日本が先行であり、ブランクエンド(0 点)でも相手が先行になるため、得点分布表の得点を x 点とすると、x が 0 以上の場合、x の累積型得点分布は x 点から 8 点までの得点分布

の和となり、 x が-1 以下の場合、 x の累積型得点分布は-8 点から x 点までの得点分布の和となる。

この累積型得点分布を適用したものが表 3 である。2 点以上取られる確率を知りたい場合、表 3 の「-2」を見ればよいことになる。表 3 より、候補手 ID1 と ID2 の 2 点以上取られる確率を比較すると、それぞれ 0.480, 0.504 となっており、ID1 の方が低くなっていることがわかる。このように、累積型得点分布を用いることで、より候補手の比較を行いやすくすることができる。

なお、今回の場合、-1 点 (1 点取らせる) のも有利であるため、表 4 のように、-1 点と-2 点を境界にして、-1 点以上取る確率のようにした方が比較しやすくなる。そのため、得点の境界を変更する、手番が後攻の場合、1 点取る確率だけ (0 点を除く 1 点以下の確率) にするなど、カスタマイズする機能も有用であると考えられる。

第4章 評価実験

本章では、システム評価実験について述べる。

4.1 目的

本研究で作成したシステムを評価し、今後の改良に繋げるため、実際にカーリング経験者の方に使用させ、報告書やアンケートを書いてもらうことで、使用感、学習支援としての有用性などを評価する。なお、本評価実験では作成した機能の内、「局面編集機能」と「候補手表示機能」の評価を目的としている。

4.2 方法

カーリング経験者として北見工業大学のカーリング部の部員 10 人に協力してもらった。北見工業大学カーリング部の代表者に本研究で作成したシステムとシステム評価依頼書、評価予備アンケートを送付した。システム評価依頼書に基づいて、システム評価実験を実施してもらった。

4.3 結果

北見工業大学カーリング部の代表者から受け取った報告書とアンケートの回答についてまとめる。なお、報告書とアンケートの詳細については付録に掲載している。

4.3.1 報告書の内容

実験実施方法、意見のまとめが記載されている。参加者は北見工業大学カーリング部の部員 10 名で、1 時間ほど実施してもらった。

実施の大まかな流れは以下のとおりである。

依頼書に沿って機能を説明(15分)

A・Bグループに分け、グループ毎に機能を操作(15分)

機能について議論(15分)

→エディット機能で複数の局面を作成、その局面におけるAIの候補手を確認、自分の作戦と比較
アンケート記入(15 分)

4.3.2 アンケート結果

アンケートの結果について、以下にまとめる。

Q1.貴方のカーリングプレイ歴はどの程度ですか。(体験ではなく、定期的に練習するようになってから)

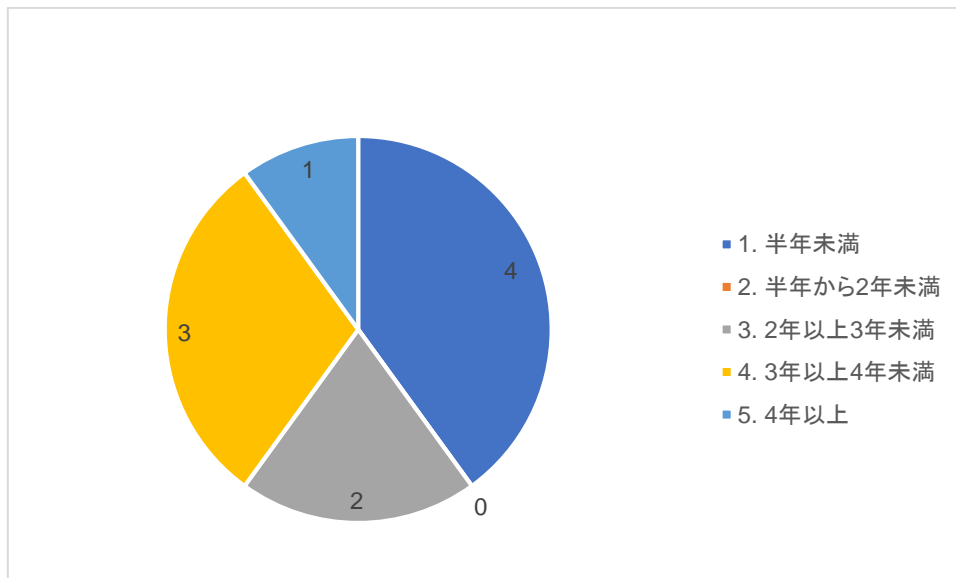


図 32 カーリングのプレイ歴

Q2.このシステムの使用感は如何ですか？

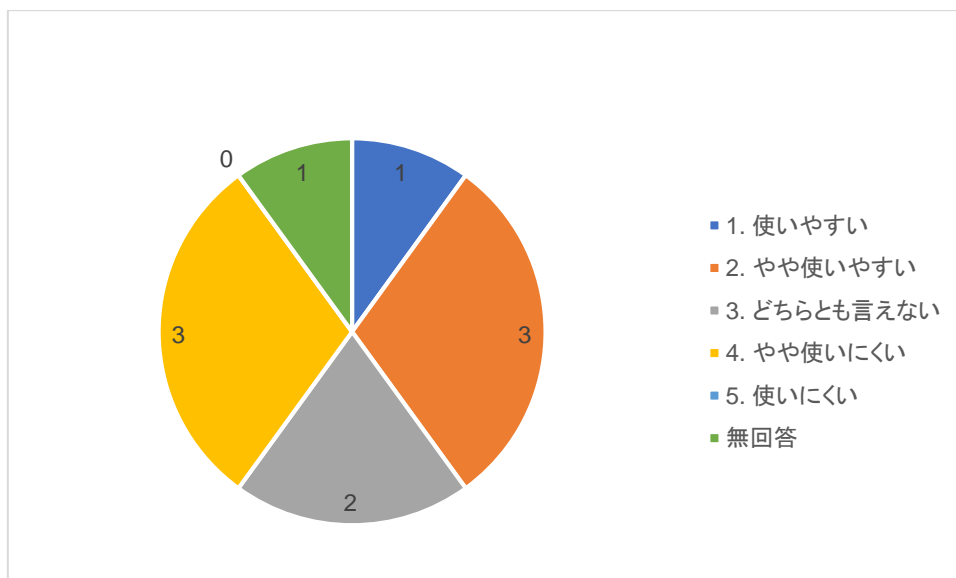


図 33 システムの使用感

Q3.このシステムの使用感について感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

好意的な意見としては、以下のようなものが見られた。

- 3 つの AI があるのはよい
- 手軽に使用できて良い
- スキップを育てるときに使いたい

改善要望としては、以下のようなものが見られた。

- テイクショットに関する機能が欲しい
- 座標についての説明が欲しい
- 操作方法や表示の説明など
- 曲がり幅の調整

Q4.このシステムの戦略の支援に対する有用性は如何ですか？

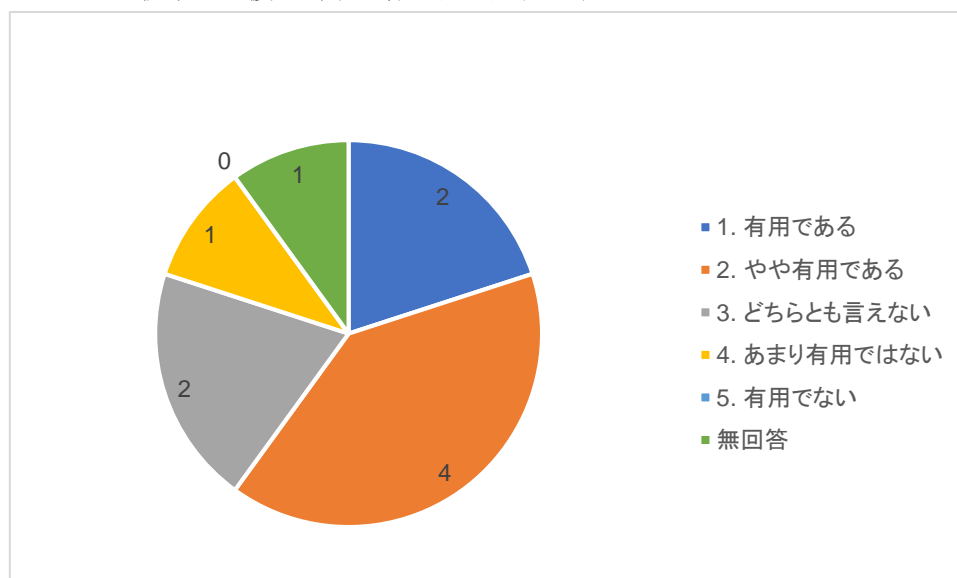


図 34 戦略の支援としての有用性

Q5.このシステムの戦略支援として感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

好意的な意見としては以下のものが見られた

- 好きなシチュエーションでシミュレーションできるのはよい
- AI との作戦のギャップが興味深い
- AI の作戦がわかるのがよい
- カーリング初心者の戦略学習に役立つ
- 使用感が改善すればかなり役立ちそう
- 作戦の引き出しを増やしてくれる

改善要望としては以下のものが見られた。

- ・ショットの評価をしてほしい
- ・ショットの選択理由を知りたい
- ・AI の作戦の特徴を知りたい

Q6.このシステムに付け加えてほしい機能、要望など、ご自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

テイクショットについての要望・・・5 件

曲がり幅についての要望・・・2 件

キャラクター(選手の個性)についての要望・・・3 件

AI の考えたショット成功率の表示・・・1 件

座標や表示の説明・・・2 件

スワイプについての要望・・・1 件

データの保存・・・1 件

ゲーム性でカーリングを学びたい・・・1 件

4.4 考察

システムの戦略の支援に対する有用性に関する質問では、有用という回答が多く見られる一方で、システムの使用感に関する質問では使いにくいとの回答が見られた。これらのことから、使用感の改善を図る必要性があると考えられる。

戦略支援への有用性に関しても、多くの回答者が AI の考えた候補手に関心を示している一方で、そのショットを選択した理由やショットの成功率などより具体的な情報を求める声も多く見られた。AI の考えたショット情報の表示方法を工夫することで、より戦略支援として役立てられる可能性が示唆されている。また、AI の特徴についての言及もあり、ドロー重視やテイク重視など特徴を持った AI の戦略支援への利用も有効なのではないかと考えられる。

使用感について多く見られた意見としては、まず候補手表示部の座標に関する言及が挙げられる。ストーンの座標直接入力で、ストーンを置きたい場所の座標が分かりにくいという意見が多く見られた。この原因として考えられることは、ストーンの配置はドラッグ&ドロップや矢印キーによる方法を前提としており、座標の直接入力はあくまでより厳密に値を設定したいときの補助的な手段として用意していたので、直接入力をサポートする機能が少なかったことが挙げられる。

次に、テイクショットの強さが調節しにくいという意見が多く見られた。これに対する具体的な要望として、秒数によるテイクの速さ調整機能がある。また、秒数に加え、ストーンを当てる位置を決めることでテイクの調節をしたいという意見も見られた。テイクショット生成機能の需要があると考えられる。

ドローショットに関しては、操作しやすいという意見が見られる一方、曲がり幅が小さいという意見が多く見られた。曲がり幅を変更する機能に対する需要があると考えられる。

ストーンの幅を知りたいという意見があり、軌道にストーンの幅を示す機能の需要があると考えられる。

4.4.1 システム改良案

システム予備評価の結果に基づき、以下のような改良案を考えた。

- ・局面編集部に座標のルーラーを表示

座標についてわかりづらいという意見が多かったため、リンクの上端と左端にルーラーを表示すれば座標がわかりやすくなるのではないかと考えた。ルーラーの画像を画面に追加することで実現できるので、実現可能性は高いと考えられる。

- ・テイクショット生成機能の追加

「ドロー、テイクの速さがわかりづらい」「テイクアウトの操作が大変」といった意見が見られたので、テイクショット生成機能の追加を考えた。実現方法としてはシミュレータの `CreateHitShot` 関数を利用し、通る座標とウェートを指定してショットを生成できるようにする方法が考えられる。実現可能性は高いと考えられる。

- ・候補手表示部の数値の名称、表示の改善

システムに関する要望に「数値の説明」という意見があったため、AI の考えたショットの数値の表示の改善を考えた。現時点での表示は以下の図1のようにになっている。「ShotPos」を「目標座標」、「ShotVec」を「初速度」、回転の方向を「0」なら「右」「R」といった具合に変更することを検討している。

第5章 おわりに

本章では、本研究の考察と今後の課題と展望を述べる。

5.1 本研究の考察

アンケートの結果から、テイクショットの生成機能など使用感に関する改善を必要としていることが分かった。また、戦略支援の機能としては、ショットの成功率やショットを選択した理由など具体的な情報を示す機能を求めていることが分かった。こちらに関しては、「局面解析機能」により、ショットの成功率や AI がそのショットを選択した理由を表示できるようになったと考えられる。

バックギャモンで行われている学習支援のうち、「局面を評価する機能」にあたる局面解析機能を作成した。局面解析機能の実装には、カーリングに特有の性質である、座標の連続性や得失点による手番の推移などを考慮する必要がある。座標の連続性に関しては、じりつくんが行っていた、メッシュによる目標座標の離散化や近傍ショットの畳み込みによって対応できていると考えられる。得失点による手番の推移に関しては、累積型得点分布の利用で対応できると考えられる。累積型得点分布についても、累積させる境界や条件を自在にカスタマイズすることで、学習への利用により役立つのではないかと考えられる。

5.2 今後の課題、展望

今後の展望としては、バックギャモンで行われている学習支援の内、「チューター機能」と「対戦を評価する機能」をカーリングに適用することが挙げられる。また、カーリングの座標の連続性という性質に対応するため、候補ショットに多様性を持たせることを目的とした類似ショットの排除や、ヒートマップの利用を検討している。

「局面解析機能」の評価は新型コロナウイルス感染症流行の影響もあり、実験ができなかったため、この機能も含めてユーザに使用させて戦略支援としての有効性を確認していきたい。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導いただいた電気通信大学情報理工学研究科の伊藤毅志准教授に多大なるお礼を申し上げます。

また、本研究で作成した戦略支援システムの評価及びアンケートにご協力下さった北見工業大学のカーリング部の皆様方にも深くお礼申し上げます。ご協力ありがとうございました。

参考文献

- [1] Gabriell Coleman, Introduction to Curling Strategy, ISBN9781941164020 (2015).
- [2] 北清勇磨, 伊藤毅志:カーリングの戦略を支援するシステムの提案と構築, ゲームプログラミングワークショップ 2013, pp.154-161 (2013).
- [3] 加藤修, 飯塚博幸, 山本雅人:不確定性を含むデジタルカーリングにおけるゲーム木探索, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.11, pp.2354-2364 (2016).
- [4] Kyowoon Lee, Sol-A Kim, Jaesik Choi, Seong-Whan Lee, Deep Reinforcement Learning in Continuous Action Spaces: a Case Study in the Game of Simulated Curling, Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, PMLR 80, pp.2937-2946 (2018).
- [5] 大渡勝己, 田中哲朗:カーリング AI に対するモンテカルロ木探索の適用, ゲームプログラミングワークショップ 2016, pp.180-187 (2017).
- [6] 森健太郎, 伊藤毅志:条件の変更にロバストなデジタルカーリングの改良, 研究報告ゲーム情報学 (GI), Vol.2019-GI-41, No.11, pp.1-8 (2019).
- [7] 伊藤毅志, 森健太郎, 北清勇磨:第1回 UEC 杯デジタルカーリング大会報告, 情報処理学会ゲーム情報学研究会報告, 2015-GI-34(2), pp.1-5 (2015).
- [8] 亀甲博貴, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 森信介, 近山隆:対数線形言語モデルを用いた将棋解説文の自動生成, 情報処理学会論文誌,55(11), pp.2431-2440 (2014).
- [9] 仲道隆史, 伊藤毅志:プレイヤーの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価, 情報処理学会論文誌, 57(11), pp.2426-2435 (2016).
- [10] 澤宣成, 伊藤毅志:将棋における棋風を形成する特徴要素の統計的分析, ゲームプログラミングワークショップ 2012, pp.183-186 (2012).
- [11] 龐遠豊, 伊藤毅志:囲碁学習支援のための用語判定システムの提案、情報処理学会論文誌、59(4)、 pp.1286-1294 (2018).
- [12] 伊藤毅志:未来局面を用いた将棋の学習支援システム、研究報告ゲーム情報学(GI)、2017-GI-38(7)、 pp.1-8 (2017).
- [13] 望月正行、景山充人、桑門昌太郎:バックギャモン・ブック, 河出書房新社 (2017).
- [14] Toshiyuki Higuchi, Kentaro Mori, Takeshi Ito, An AI-Assisted Strategy Learning Support System Using Digital Curling, WCI2018, pp.21-25 (2018).

付録

評価実験の資料

システム評価依頼書の内容

システム評価依頼書には大別して以下の内容について書かれている。

1. 趣旨概要

システム評価を行う目的を説明している。

2. システム概要

本研究で作成したシステムの「エディット機能(局面編集機能)」「候補手表示機能」について説明している。

3. 評価方法概要

実験の実施方法や報告項目について説明している。

システム概要では、エディット機能の説明として、エディット機能の開き方、ストーンの座標と配置方法、スコアの編集、残りストーン数の増減ボタン、ストーン番号の表示および選択中のストーンの把握方法について書かれている。候補手表示機能の説明として、候補手表示機能の開き方、AIの考える候補手と軌跡が表示されること、具体的な操作手順(AIの選択、AIの思考開始、軌跡の表示、ショットの再生)について書かれている。

評価方法としては、実験代表者に、実験の実施方法として以下のように指示を出し、本システムの要望を取りまとめ報告してもらうことにした。

<実験方法>

- ・使用する人数は、1人でも数名でも構わない。
- ・使用する時間は約30分程度自由に使用させること。
- ・使用した人に、「使用感」と「システムに対する要望」を感想として自由に意見を出してもらい、その内容を取りまとめるか、可能であれば、使用者にアンケート用紙に記入してもらうこと。
- ・取りまとめた内容とアンケート用紙を以下の<実験報告項目>とともに返送すること

<実験報告項目>は以下の通りである。

- 1) いつ、誰と(参加者全員の氏名)、どれくらいの時間を使ったか。

- 2) 誰から、どんな意見が出たのか。
- 3) どのような使い方をしていたのか。

評価アンケート

評価アンケートの質問項目は以下の通りである。

・年齢、性別、氏名

Q1.貴方のカーリングプレイ歴はどの程度ですか。(体験ではなく、定期的に練習するようになってから)

1. 半年未満 2. 半年から2年未満 3. 2年以上3年未満 4. 3年以上4年未満 5. 4年以上

Q2.このシステムの使用感は如何ですか？

1. 使いやすい 2. やや使いやすい 3. どちらとも言えない 4. やや使いにくい 5. 使いにくい

Q3.このシステムの使用感について感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

Q4.このシステムの戦略の支援に対する有用性は如何ですか？

1. 有用である 2. やや有用である 3. どちらとも言えない 4. あまり有用ではない 5. 有用でない

Q5.このシステムの戦略支援として感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

Q6.このシステムに付け加えてほしい機能、要望など、ご自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

評価実験の結果

北見工業大学カーリング部の代表者から受け取った報告書とアンケートの回答についてまとめる。

報告書の内容

北見工業大学のカーリング部の部員に書いてもらった報告書の内容を以下にまとめる。

1) 概要

- ・参加者 北見工業大学カーリング部の10名
- ・実施日時 2017年8月22日 14:00 - 15:00 (1時間)
- ・実施場所 テキスト情報処理・インタラクション研究室

2) 意見(括弧内は人数)

使用感	システムに関する要望
<ul style="list-style-type: none"> ・座標の仕様がわからない(2) ・慣れていないと操作が難しい(不明) ・座標マニュアル(ここに置きたい時の座標)が欲しい(1) ・ドロー、テイクの速さがわかりづらい(2) ・ドローの曲がり幅がおかしい(1) 	<ul style="list-style-type: none"> ・ショットに対するショット率の表示(1) ・ストーンの幅を教えて(1) ・変な判断をするAIも参考になる →少数精鋭でいい? →3つのAIで丁度いい(1) ・テイクアウトの操作が大変 →秒数で調節した方が良い(2) ・曲がりやすいアイス、曲がりづらいアイスの選択、調整(2) ・人工知能の特徴を教えて(1) ・人工知能と対戦してから、自分の評価モード(1) ・経験歴によってハンデ(1) ・数値の説明(2)

3) どのような使い方をしたのか。

依頼書に沿って機能を説明(15分)

A・Bグループに分け、グループ毎に機能を操作(15分)

機能について議論(15分)

→エディット機能で複数の局面を作成し、その局面におけるAIの候補手を確認、自分の作戦と比較していた

アンケート記入(15分)

アンケート結果

アンケートの結果について、以下にまとめる。

Q1.貴方のカーリングプレイ歴はどの程度ですか。(体験ではなく、定期的に練習するようになってから)

半年未満: 4 人

半年から2 年未満: 0 人

2 年以上3 年未満: 2 人

3 年以上4 年未満: 3 人

4 年以上: 1 人

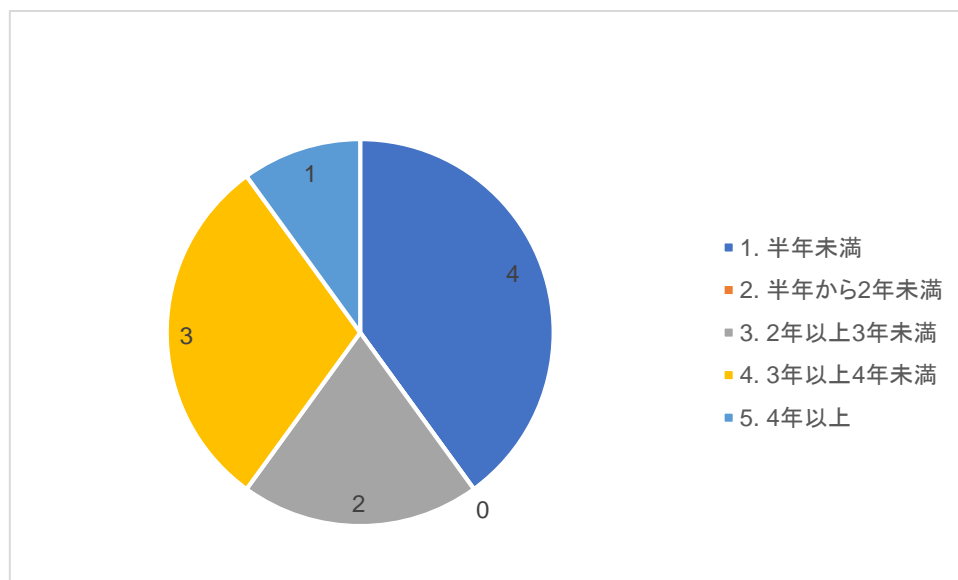


図 35 カーリングのプレイ歴

Q2.このシステムの使用感は如何ですか？

使いやすい: 1 人

やや使いやすい: 3 人

どちらとも言えない: 2 人

やや使いにくい: 3 人

使いにくい: 0 人

無回答: 1 人

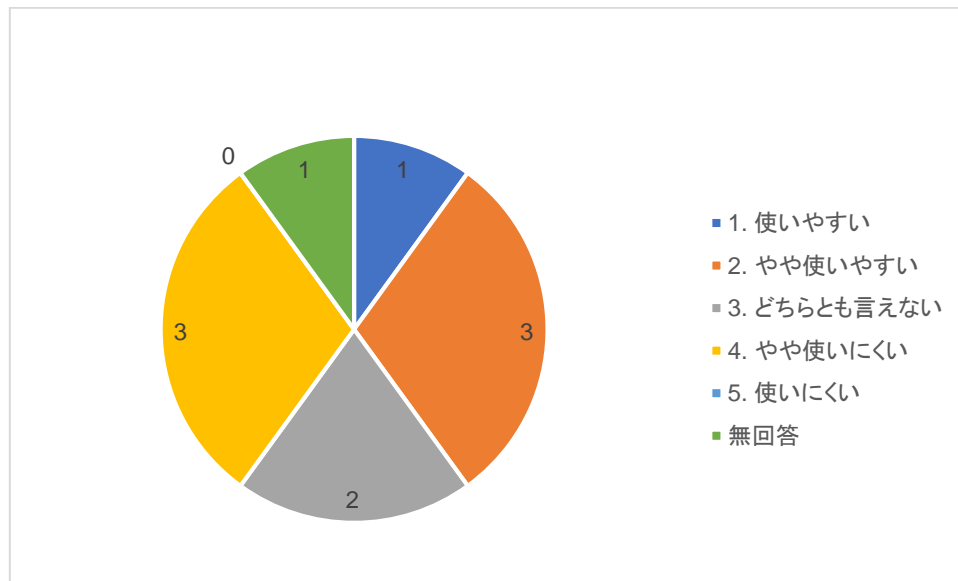


図 36 システムの使用感

Q3.このシステムの使用感について感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

座標についての解説がなく、結局ドラッグ&ドロップでの操作になってしまう。(エディット)

明確なマニュアルがほしい(初心者用)

コンソールの情報の解説がほしい

ストーンの幅を出してほしい。

拡大できるようにしてほしい。

手軽に使用できて良い

ズームして石の当てる位置を微調整したい。

石を置く場所(マーカー)が見にくい。

操作が難しい、直感的ではない

3つのAIが自分で考えてショットを決めているのはすごいと思った

テイクの強さの調節がしづらかった。

→ストーンの速さ(秒数)を入力し、ストーンを当てる位置をクリックすることでテイクの調節をする。

逆にドローは今のままの操作でいいと思う。

ただし、ドローの曲がり幅が小さいのもっと曲がるようにしてほしい。

テイクとドローの差別化

なんとも言えない

ボタンの文字をわかりやすくしてほしい

ストーンの座標入力がわかりにくい。

3つのAIがあるのはいい。

スキップを育てるときに使えると良いと思った。

Q4.このシステムの戦略の支援に対する有用性は如何ですか？

有用である： 2 人

やや有用である： 4 人

どちらとも言えない： 2 人

あまり有用ではない： 1 人

有用でない： 0 人

無回答： 1 人

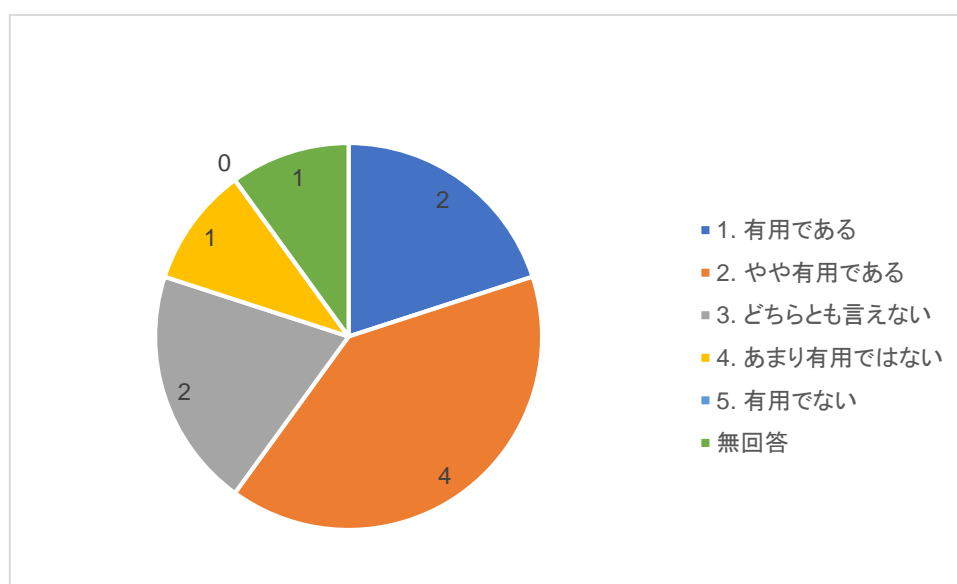


図 37 戦略の支援としての有用性

Q5.このシステムの戦略支援として感じたことを自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)

作戦の引き出しを増やすのに有用である。

AI との作戦のギャップは、非常に興味深い

AI の作戦の特徴を知りたい(ex. Sample はテイクが多いなど)

AI でショットを分かるのがいい。

AI の種類を多くして、その中で多いショットを知りたい。

座標のとり方を易くしてほしい

ショットの取り方をもっと易くしてほしい

初心者が学べるようにしたい(選択したショットの評価)

自分が考えていなかった作戦を提供してくれるので、有用である。

AI が作戦を考えてくれるのはいいけど、具体性がない

なぜ、そのショットを選んだのか、成功する可能性は何パーセントか

使用感についての問題を解決できればかなり使っていけると思う。

新しく追加した機能により好きなシチュエーションでシミュレーションできるのはいいと思う

初心者が作戦を勉強するのにいい。
カーリング初心者が戦略の立て方を学ぶのに役に立つ。
実際にプレイする作戦と AI の作戦とのギャップが激しい
各 AI の作戦が分かるのは良かった。

Q6.このシステムに付け加えてほしい機能、要望など、ご自由にお書き下さい。(なるべく詳しく)
テイクとドロウを分けてほしい、テイクの速さ調整希望
アイスの曲がり幅調整機能
座標、コンソールの数値についての説明
ゲーム性でカーリングを学べる機能がほしい。
まがり幅がほしい。
データを保存して後から見られるようにする
テイクとドロウを分けてほしい、テイクの速さ調整希望(9₆, 8₈, 7₅ など)を調整できるようにしたい。
チーム(or ポジションごと)のショット成功率(テイク、ドロウで)を考慮した作戦を AI に考えて欲しい
スweep力を考慮しても良いと思う
テイクの強さ(5₅, 6₅, 7₅, 8₅)を秒数で表示してほしい
座標の付け方がいまいちわかんない
Q3 で書いたとおり、テイクとドロウの差別化をした方が……
自分の能力を設定したキャラを作りたい
それで AI と対戦したい(テイクの秒数など)
できればチーム全員分
投球数ごとにキャラを変えて
AI の考えたショットの成功率
テイクの上限の設定
現実的な作戦を立てて欲しい→テイクなどビッグショットが多い